



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
CENTRO TECNOLÓGICO  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E SISTEMAS  
CURSO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO ELÉTRICA

Mickael Saadi de Penedo

**Análise e projeção do comportamento de compra de consumidores do  
mercado livre de energia através do estudo de séries temporais**

Florianópolis  
2023

Mickael Saadi de Penedo

**Análise e projeção do comportamento de compra de consumidores do  
mercado livre de energia através do estudo de séries temporais**

Trabalho de Conclusão de Curso submetido ao curso de Engenharia de Produção Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica, habilitação Produção.

Orientador(a): Prof. Dr. Daniel Christian Henrique

Florianópolis

2023

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,  
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC

Penedo, Mickael Saadi de

Análise e projeção do comportamento de compra de consumidores do mercado livre de energia através do estudo de séries temporais / Mickael Saadi de Penedo ; orientador, Daniel Christian Henrique, 2023.

114 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Graduação em Engenharia de Produção Elétrica, Florianópolis, 2023.

Inclui referências.

1. Engenharia de Produção Elétrica. 2. Mercado Livre de Energia. 3. Séries Temporais. 4. Vetores Autorregressivos. 5. Métodos de Previsão. I. Henrique, Daniel Christian. II. Universidade Federal de Santa Catarina. Graduação em Engenharia de Produção Elétrica. III. Título.

Mickael Saadi de Penedo

**Análise e projeção do comportamento de compra de consumidores do mercado livre de energia através do estudo de séries temporais**

Este Trabalho de Conclusão de Curso foi julgado adequado para obtenção do título de “Bacharel em Engenharia Elétrica com habilitação em Produção” e aprovado em sua forma final pelo Curso de Graduação em Engenharia de Produção Elétrica.

Local Florianópolis, 07 de dezembro de 2023.

Insira neste espaço  
a assinatura

Coordenação do Curso

**Banca examinadora**

Insira neste espaço  
a assinatura

Prof.(a) Daniel Christian Henrique, Dr.(a)  
Orientador(a)

Florianópolis, 2023.

Dedico este trabalho à minha família e a todas as pessoas especiais na  
minha vida que me apoiaram nessa jornada.

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço primeiramente a Deus por me guiar e iluminar meu caminho, colocando pessoas especiais na minha trajetória e me dando forças para alcançar meus objetivos e superar minhas dificuldades.

Aos meus pais e irmão que sempre se doaram e me deram suporte para que eu pudesse ir mais longe, incentivando meus sonhos e celebrando minhas conquistas. Vocês foram fundamentais nessa realização.

À Júlia, minha companheira de vida e presente que a graduação me deu, sempre sendo meu porto seguro e me tornando uma pessoa melhor. Muito obrigado, meu amor, sem você não teria conseguido.

Aos meus familiares e pessoas especiais que mesmo distantes continuavam a enviar energias positivas e a torcer pelo meu sucesso.

Aos meus amigos pelas risadas, companheirismo e força nos momentos em que eu mais precisava.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Daniel Christian Henrique, que sempre esteve disposto a me ensinar e auxiliar no que fosse preciso, com paciência e dedicação, contribuindo durante todo o processo. Muito obrigado.

À UFSC e a cada professor que contribuiu para minha formação durante todos esses anos, com um agradecimento especial aos professores Antonio Cezar Bornia e Mirna de Borba, sempre dedicados e participando ativamente do meu desenvolvimento.

Ao PET Engenharia de Produção, por ter sido minha segunda casa por tanto tempo, me proporcionando experiências ímpares tanto no âmbito profissional quanto no pessoal.

Aos meus colegas da empresa que me capacitaram na área e me possibilitaram a realização deste trabalho.

A todos que participaram, direta ou indiretamente, ao longo dessa trajetória para minha formação acadêmica, meu muitíssimo obrigado.

*Nothing ever exists entirely alone;  
everything is in relation to everything else*  
(Bukkyo Dendo Kyokai, 1966, p. 134)

## RESUMO

Desde 2019 há uma progressiva flexibilização na diminuição dos requisitos para migrar do Ambiente de Contratação Regulada para o Mercado Livre de Energia, gerando como consequência uma expansão do último e diminuição do primeiro. Os consumidores livres que negociam suas condições têm obrigação de garantir, por meio de contratos, o atendimento à totalidade da sua carga de energia. Assim, é sabido que esses consumidores precisarão firmar acordos para comercialização de energia, mas não se sabe nem quando isso irá ocorrer e nem quais fatores intensificam a procura desses compradores. Dessa forma, o presente estudo se propõe a avaliar o comportamento de compra dos consumidores de uma comercializadora de energia no Ambiente de Contratação Livre. Os objetivos envolvem a identificação de causalidade, defasada e contemporânea, entre a série de Oportunidades de Vendas Recebidas e variáveis selecionadas, além da projeção dessa série estudada através de modelos de previsão, com a seleção daquele com maior acurácia. As abordagens metodológicas compreenderam a utilização de Vetores Autorregressivos e Decomposição da Variância, para análise defasada, e Regressões Lineares Simples, para análise contemporânea, com garantia de que as séries Oportunidades de Venda, PIB, IPCA, Selic, Consumo de energia elétrica, preço no longo prazo (DCIDE) e preço no curto prazo (PLD) estivessem estacionárias. Para as projeções, os métodos de previsão empregados foram Holt-Winters Aditivo, Holt-Winters Multiplicativo, SARIMA e Redes Neurais Artificiais, contando com as métricas MAE, RMSE, MAPE e MASE na definição do melhor modelo. Constatou-se relações de causalidade defasada para todas as séries independentes selecionadas, com destaque para as variáveis Selic com 12 defasagens, Selic com 7 defasagens, PLD com 7 defasagens e DCIDE com 9 defasagens. Na análise contemporânea as variáveis PLD, Consumo e Selic apresentaram os melhores resultados. Dos 4 métodos de previsão utilizados, a verificação das métricas de erros aponta o modelo de Redes Neurais Artificiais como o de maior acurácia. Entretanto, ressalta-se a importância de uma análise qualitativa, observando se a tendência esperada no futuro próximo vai ao encontro de comportamentos mais ou menos defasados da série, visto que os modelos deram relevâncias diferentes na seleção do número de defasagens a ser utilizado nos métodos.

**Palavras-chave:** Mercado Livre de Energia; Comercialização de Energia Elétrica; Séries Temporais; Vetores Autorregressivos; Métodos de Previsão; Métricas de Erros.



## ABSTRACT

Since 2019, there has been a gradual flexibilization in the reduction of requirements for transitioning from the Regulated Contracting Environment to the Free Energy Market, resulting in an expansion of the latter and a reduction in the former. Free consumers who negotiate their terms are obliged to ensure, through contracts, the fulfillment of their entire energy demand. Thus, it is known that these consumers will need to enter into agreements for energy trading, but it is not known when this will happen and what factors intensify the demand from these buyers. Therefore, this study aims to assess the purchasing behavior of consumers from an energy marketer in the Free Contracting Environment. The objectives involve identifying lagged and contemporaneous causality between the series of Sales Opportunities Received and selected variables, as well as projecting this studied series using forecasting models, with the selection of the most accurate one. The methodological approaches included the use of Autoregressive Vectors and Variance Decomposition for lagged analysis, and Simple Linear Regressions for contemporaneous analysis, with the assurance that the Sales Opportunities, GDP, IPCA, Selic, electricity Consumption, long-term price (DCIDE), and short-term price (PLD) series were stationary. For the projections, the forecasting methods employed were Additive Holt-Winters, Multiplicative Holt-Winters, SARIMA, and Artificial Neural Networks, with the MAE, RMSE, MAPE, and MASE metrics used to determine the best model. Lagged causality relationships were found for all selected independent series, with a notable emphasis on the Selic variable with 12 lags, Selic with 7 lags, PLD with 7 lags, and DCIDE with 9 lags. In the contemporaneous analysis, the PLD, Consumption, and Selic variables yielded the best results. Of the four forecasting methods used, the examination of error metrics indicates that the Artificial Neural Networks model has the highest accuracy. However, it is important to emphasize the need for a qualitative analysis, considering whether the expected trend in the near future aligns with more or less lagged behaviors in the series, as the models gave different importance to the selection of the number of lags to be used in the methods.

**Keywords:** Free Energy Market; Electricity Commercialization; Time Series; Autoregressive Vectors; Forecasting Methods; Error Metrics.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Sistema Interligado Nacional – Horizonte 2024 .....	25
Figura 2 – Consumo de energia elétrica na rede por região geográfica.....	26
Figura 3 – Capacidade instalada de energia elétrica (TW) .....	27
Figura 4 – Governança do Setor Elétrico Brasileiro .....	28
Figura 5 – Dilema do Operador Nacional do Sistema Elétrico .....	31
Figura 6 – Escalonamento do Requisito de Potência.....	34
Figura 7 – Variação do Número de Agentes por Categoria.....	35
Figura 8 – Número de consumidores e consumo por classe em cada ambiente .....	36
Figura 9 – Decomposição de uma série temporal em suas componentes .....	40
Figura 10 – Taxa SELIC em série estacionária .....	41
Figura 11 – Representação dos tipos de variação sazonal.....	46
Figura 12 – Neurônio artificial.....	49
Figura 13 – Rede Neural Artificial com uma camada oculta.....	50
Figura 14 – Etapas realizadas.....	56
Figura 15 – Série temporal de Oportunidades de Vendas recebidas .....	62
Figura 16 – Teste ADF para série de Oportunidades.....	63
Figura 17 – Teste KPSS para série de Oportunidades .....	63
Figura 18 – Série de Oportunidades diferenciada.....	64
Figura 19 – Série PIB diferenciada.....	65
Figura 20 – Série temporal Oportunidades e PIB.....	65
Figura 21 – Série IPCA diferenciada .....	69
Figura 22 – Série temporal Oportunidades e IPCA .....	69
Figura 23 – Série Selic diferenciada duas vezes.....	72
Figura 24 – Série temporal Oportunidades e Selic.....	73
Figura 25 – Série Consumo diferenciada .....	80
Figura 26 – Série temporal Oportunidades e Consumo .....	80
Figura 27 – Série DCIDE diferenciada duas vezes .....	84
Figura 28 – Série temporal Oportunidades e DCIDE .....	84
Figura 29 – Série temporal Oportunidades e PLD.....	89
Figura 30 – Decomposição multiplicativa da série temporal de Oportunidades .....	96
Figura 31 – Projeção de Oportunidades com Holt-Winters Aditivo.....	97
Figura 32 – Projeção de Oportunidades com Holt-Winters Multiplicativo.....	97

Figura 33 – Comparação modelos Multiplicativo e Aditivo .....	98
Figura 34 – Previsão com modelo SARIMA (1,1,1)(1,1,0)[12] .....	99
Figura 35 – Previsão com modelo NNAR(1,1,2)[12] .....	100
Figura 36 – Comparação entre os métodos de previsão da série de Oportunidades .....	100

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Variáveis independentes obtidas.....	59
---	----

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Geração elétrica por fonte (GWh).....	26
Tabela 2 – Teste de Causalidade de Granger.....	44
Tabela 3 – Decomposição da variância dos preços livres.....	44
Tabela 4 – Consumo por classe do agente.....	58
Tabela 5 – Testes para série de Oportunidades diferenciada.....	63
Tabela 6 – Testes para série PIB e PIB diferenciada.....	64
Tabela 7 – Equação do VAR de Oportunidades vs PIB ( <i>lag</i> 2).....	66
Tabela 8 – Equação do VAR de Oportunidades vs PIB ( <i>lag</i> 6).....	66
Tabela 9 – Decomposição da variância: PIB vs Oportunidades ( <i>lag</i> 1).....	67
Tabela 10 – Decomposição da variância: PIB vs Oportunidades ( <i>lag</i> 2).....	67
Tabela 11 – Decomposição da variância: PIB vs Oportunidades ( <i>lag</i> 6).....	68
Tabela 12 – Testes para série IPCA e IPCA diferenciada.....	69
Tabela 13 – Equação do VAR de Oportunidades vs IPCA ( <i>lag</i> 2).....	70
Tabela 14 – Equação do VAR de Oportunidades vs IPCA ( <i>lag</i> 4).....	70
Tabela 15 – Decomposição da variância: IPCA vs Oportunidades ( <i>lag</i> 2).....	71
Tabela 16 – Decomposição da variância: IPCA vs Oportunidades ( <i>lag</i> 4).....	71
Tabela 17 – Testes para série Selic, Selic 1ª diferença e Selic 2ª diferença.....	72
Tabela 18 – Equação do VAR de Oportunidades vs Selic ( <i>lag</i> 2).....	73
Tabela 19 – Equação do VAR de Oportunidades vs Selic ( <i>lag</i> 5).....	74
Tabela 20 – Equação do VAR de Oportunidades vs Selic ( <i>lag</i> 7).....	74
Tabela 21 – Equação do VAR de Oportunidades vs Selic ( <i>lag</i> 12).....	75
Tabela 22 – Decomposição da variância: Selic vs Oportunidades ( <i>lag</i> 1).....	76
Tabela 23 – Decomposição da variância: Selic vs Oportunidades ( <i>lag</i> 2).....	76
Tabela 24 – Decomposição da variância: Selic vs Oportunidades ( <i>lag</i> 3).....	77
Tabela 25 – Decomposição da variância: Selic vs Oportunidades ( <i>lag</i> 5).....	77
Tabela 26 – Decomposição da variância: Selic vs Oportunidades ( <i>lag</i> 6).....	77
Tabela 27 – Decomposição da variância: Selic vs Oportunidades ( <i>lag</i> 7).....	78
Tabela 28 – Decomposição da variância: Selic vs Oportunidades ( <i>lag</i> 11).....	78
Tabela 29 – Decomposição da variância: Selic vs Oportunidades ( <i>lag</i> 12).....	78
Tabela 30 – Testes para série Consumo e Consumo diferenciada.....	79
Tabela 31 – Equação do VAR de Oportunidades vs Consumo ( <i>lag</i> 5).....	81
Tabela 32 – Equação do VAR de Oportunidades vs Consumo ( <i>lag</i> 7).....	81

Tabela 33 – Decomposição da variância: Consumo vs Oportunidades ( <i>lag</i> 3) .....	82
Tabela 34 – Decomposição da variância: Consumo vs Oportunidades ( <i>lag</i> 6) .....	82
Tabela 35 – Decomposição da variância: Consumo vs Oportunidades ( <i>lag</i> 7) .....	83
Tabela 36 – Testes para série DCIDE, DCIDE 1ª diferença e DCIDE 2ª diferença...	84
Tabela 37 – Equação do VAR de Oportunidades vs DCIDE ( <i>lag</i> 7) .....	85
Tabela 38 – Equação do VAR de Oportunidades vs DCIDE ( <i>lag</i> 9) .....	85
Tabela 39 – Equação do VAR de Oportunidades vs DCIDE ( <i>lag</i> 10) .....	86
Tabela 40 – Decomposição da variância: DCIDE vs Oportunidades ( <i>lag</i> 7) .....	87
Tabela 41 – Decomposição da variância: DCIDE vs Oportunidades ( <i>lag</i> 9) .....	87
Tabela 42 – Decomposição da variância: DCIDE vs Oportunidades ( <i>lag</i> 10) .....	87
Tabela 43 – Testes para série Oportunidades e PLD .....	88
Tabela 44 – Equação do VAR de Oportunidades vs PLD ( <i>lag</i> 6) .....	89
Tabela 45 – Equação do VAR de Oportunidades vs PLD ( <i>lag</i> 7) .....	90
Tabela 46 – Decomposição da variância: PLD vs Oportunidades ( <i>lag</i> 4) .....	91
Tabela 47 – Decomposição da variância: PLD vs Oportunidades ( <i>lag</i> 6) .....	91
Tabela 48 – Decomposição da variância: PLD vs Oportunidades ( <i>lag</i> 7) .....	91
Tabela 49 – Resumo dos resultados obtidos na análise de causalidade defasada ..	92
Tabela 50 – Resultados regressão linear variáveis macroeconômicas .....	94
Tabela 51 – Resultados regressão linear variáveis mercado de energia .....	94
Tabela 52 – Resultados testes normalização dos resíduos .....	95
Tabela 53 – Acurácia dos modelos com base nas métricas de erros .....	101

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABRACEEL	Associação Brasileira dos Comercializadores de Energia
ACL	Ambiente de Contratação Livre
ACR	Ambiente de Contratação Regulada
ADF	<i>Augmented Dickey-Fuller</i>
AIC	<i>Aikaike Information Criterion</i>
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ARIMA	<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>
BIC	<i>Bayes Information Criterion</i>
CAPES	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
CCEAL	Contratos de Comercialização de Energia no Ambiente Livre
CCEAR	Contratos de Comercialização de Energia no Ambiente Regulado
CCEE	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
CMO	Custo Marginal da Operação
CMSE	Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico
CNPE	Conselho Nacional de Política Energética
DF	<i>Dickey-Fuller</i>
DIT	Demais Instalações de Transmissão
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
HW	Holt-Winters
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IPCA	Índice de Preços ao Consumidor Amplo
MAE	<i>Mean Absolute Error</i>
MAPE	<i>Mean Absolute Percent Error</i>
MASE	<i>Mean Absolute Scaled Error</i>
MCP	Mercado de Curto Prazo
MME	Ministério de Minas e Energia
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
PIB	Produto Interno Bruto
PLD	Preço de Liquidação das Diferenças
PROINFA	Programa de Incentivo às Fontes Alternativas
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>
RNA	Redes Neurais Artificiais

SARIMA	<i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i>
SEB	Setor Elétrico Brasileiro
SIN	Sistema Interligado Nacional
SQR	Soma dos Quadrados dos Resíduos
Sisol	Sistemas Isolados
ST	Série Temporal
VAR	Vetor Autorregressivo



## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>19</b>
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO.....	19
1.2	OBJETIVOS.....	20
<b>1.2.1</b>	<b>Objetivo Geral</b> .....	<b>21</b>
<b>1.2.2</b>	<b>Objetivos Específicos</b> .....	<b>21</b>
1.3	JUSTIFICATIVAS E DELIMITAÇÕES DO ESTUDO .....	21
1.4	ESTRUTURA .....	22
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b> .....	<b>23</b>
2.1	O SETOR ELÉTRICO BRASILEIRO.....	23
<b>2.1.1</b>	<b>Instituições do Setor Elétrico Brasileiro</b> .....	<b>27</b>
<b>2.1.2</b>	<b>Operações no SEB</b> .....	<b>30</b>
2.1.2.1	<i>Geração</i> .....	30
2.1.2.2	<i>Transmissão</i> .....	31
2.1.2.3	<i>Distribuição</i> .....	32
2.1.2.4	<i>Comercialização</i> .....	33
<b>2.1.3</b>	<b>O Mercado de Energia</b> .....	<b>35</b>
2.1.3.1	<i>Agentes na comercialização de energia</i> .....	35
2.1.3.2	<i>Ambiente de Contratação Regulada</i> .....	37
2.1.3.3	<i>Ambiente de Contratação Livre</i> .....	37
2.2	SÉRIES TEMPORAIS.....	38
<b>2.2.1</b>	<b>Estacionariedade</b> .....	<b>40</b>
2.2.1.1	<i>Teste Dickey-Fuller (DF) e Dickey-Fuller aumentado (ADF)</i> .....	41
2.3	VETORES AUTORREGRESSIVOS .....	42
<b>2.3.1</b>	<b>Causalidade de Granger</b> .....	<b>43</b>
<b>2.3.2</b>	<b>Decomposição da variância</b> .....	<b>44</b>
2.4	REGRESSÃO LINEAR .....	45
2.5	MÉTODOS DE PREVISÃO.....	45
<b>2.5.1</b>	<b>Método Holt-Winters (Suavização Exponencial Tripla)</b> .....	<b>46</b>
<b>2.5.2</b>	<b>Método Box-Jenkins (ARIMA)</b> .....	<b>47</b>
<b>2.5.3</b>	<b>Redes Neurais Artificiais</b> .....	<b>49</b>
<b>2.5.4</b>	<b>Métricas de erros</b> .....	<b>51</b>
2.5.4.1	<i>MAE (Mean Absolute Error)</i> .....	51

2.5.4.2	<i>RMSE (Root Mean Square Error)</i> .....	52
2.5.4.3	<i>MAPE (Mean Absolute Percent Error)</i> .....	52
2.5.4.4	<i>MASE (Mean Absolute Scaled Error)</i> .....	53
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b> .....	<b>54</b>
3.1	CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA.....	54
3.2	DESENVOLVIMENTO DA PESQUISA .....	55
3.2.1	<b>Etapa 1: Definição das variáveis</b> .....	<b>56</b>
3.2.2	<b>Etapa 2: Obtenção e tratamento dos dados</b> .....	<b>57</b>
3.2.3	<b>Etapa 3: Análise de causalidade defasada entre as séries</b> .....	<b>59</b>
3.2.4	<b>Etapa 4: Análise de causalidade contemporânea entre as séries</b> .....	<b>60</b>
3.2.5	<b>Etapa 5: Projeção da variável dependente</b> .....	<b>61</b>
3.2.6	<b>Etapa 6: Análise das métricas de erros</b> .....	<b>61</b>
<b>4</b>	<b>APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS</b> .....	<b>62</b>
4.1	IDENTIFICAÇÃO DE CAUSALIDADES .....	62
4.1.1	<b>Vetores Autorregressivos</b> .....	<b>62</b>
4.1.1.1	<i>Produto Interno Bruto (PIB)</i> .....	64
4.1.1.2	<i>Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA)</i> .....	68
4.1.1.3	<i>Taxa Selic</i> .....	72
4.1.1.4	<i>Consumo de energia elétrica</i> .....	79
4.1.1.5	<i>Preço de Longo Prazo (DCIDE)</i> .....	83
4.1.1.6	<i>Preço de Liquidação das Diferenças (PLD)</i> .....	88
4.1.1.7	<i>Análise global de causalidades defasadas</i> .....	92
4.1.2	<b>Regressão Linear</b> .....	<b>93</b>
4.2	PROJEÇÃO DO COMPORTAMENTO DE COMPRA.....	95
4.2.1	<b>Métodos Holt-Winters (HW) Aditivo e Multiplicativo</b> .....	<b>96</b>
4.2.2	<b>Método ARIMA</b> .....	<b>98</b>
4.2.3	<b>Método de Redes Neurais Artificiais (RNA)</b> .....	<b>99</b>
4.2.4	<b>Comparação dos métodos e avaliação das métricas de erros</b> .....	<b>100</b>
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO</b> .....	<b>103</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>107</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo serão apresentados a contextualização do tema e a definição dos objetivos que serão abordados no estudo, além da sua justificativa.

### 1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

O aumento da utilização de recursos energéticos está diretamente ligado ao desenvolvimento tecnológico, crescimento industrial e melhora no padrão de vida de uma sociedade (Simabukulo et al, 2006). Para o consumo de energia elétrica essa relação não é diferente. Segundo Goldemberg (1998), o consumo de energia comercial per capita é inversamente proporcional ao nível de analfabetismo, mortalidade infantil e fertilidade total em um país e diretamente proporcional à expectativa de vida. Garantir, então, a utilização de energia elétrica se mostra indispensável para o desenvolvimento de uma nação.

Com a possibilidade cada vez maior de falta de energia elétrica na década de 1990 o Estado via nas privatizações do setor uma das alternativas ideais para a resolução dos problemas da época (Lorenzo, 2001). Entre 1990 e o início dos anos 2000, o Setor Elétrico Brasileiro passou por algumas reformulações, tais como: criação de novas instituições do setor, com as Leis nº 9.427/96 e nº 9.478/97, separação dos principais segmentos da indústria, que passaram a ser administrados por agentes distintos, e a possibilidade de escolha do fornecedor de energia, através da Lei nº 9.074/95 (Brasil, 1995, 1996, 1997; Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica, 2023).

Indo ao encontro dessas mudanças, em 2004 o segmento de comercialização passou por mais uma alteração, por meio da Lei nº 10.848, que tornou oficial a instituição de dois ambientes de contratação de energia: Ambiente de Contratação Regulada (ACR) e Ambiente de Contratação Livre (ACL) (Brasil, 2004c). No primeiro se encontram os consumidores cativos, que não podem escolher seu fornecedor de energia, devendo adquirir o insumo dos distribuidores locais, com preço vinculado à Tarifa de Energia, determinada pela ANEEL (Mota, 2015; Ministério de Minas e Energia, 2023). Já para o segundo, também chamado de Mercado Livre de Energia, existe a possibilidade de negociar livremente

condições dos contratos bilaterais que são firmados entre os agentes para as operações de compra e venda de energia (Brasil, 2004a).

Desde 2019, através de Portarias do MME como a de nº 465 e nº 50, é percebida uma progressiva flexibilização para diminuir os requisitos necessários para a migração para o Mercado Livre, gerando como consequência a expansão desse mercado e diminuição do ACR, ou Mercado Cativo (Brasil, 2022; Câmara de Comercialização de Energia, 2021). Nesse cenário, a ANEEL registrou em 2023 8,7 mil consumidores no processo para migrar para o ACL, que precisarão atender à totalidade de sua carga de energia, mediante novos contratos (Rodrigues, 2023; Brasil, 1995).

Ter a possibilidade de prever valores futuros de uma série de dados, ou analisar efeitos causais dinâmicos que uma variável tem sobre a outra são utilidades encontradas nas técnicas de análise de séries temporais (ST) (Stock; Watson, 2019). A utilização de modelos de ST, que corresponde a um conjunto de observações sequenciais de uma variável, ocorre em previsões de demanda, na definição de planos de produção, ou até mesmo no uso por governos quando projetam receita com intuito de determinar o orçamento para o ano seguinte (Gujarati; Porter, 2011; Cowpertwait; Metcalfe, 2009; Stock; Watson, 2019).

Dessa forma, o presente trabalho de conclusão de curso se propõe a avaliar o comportamento de compra de consumidores do Mercado Livre de Energia por meio da utilização de técnicas de séries temporais. Ao analisar as relações de causalidade entre variáveis independentes e o número de Oportunidades de Venda de energia, bem como projetar no futuro a série estudada, é possível compreender melhor os fatores impactantes na compra de energia elétrica, auxiliando em tomadas de decisões mais estratégicas para uma comercializadora do setor situada em Florianópolis.

## 1.2 OBJETIVOS

Nesta seção serão apresentados os objetivos deste estudo, sendo eles o geral e os específicos.

### 1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo do presente estudo é avaliar o comportamento de compra dos consumidores de energia no Ambiente de Contratação Livre (ACL) de uma empresa localizada em Florianópolis.

### 1.2.2 Objetivos Específicos

A pesquisa tem como os seguintes objetivos específicos:

- I. Identificar relações de causalidade defasada entre dados de Oportunidades de Vendas Recebidas e variáveis selecionadas
- II. Identificar relações de causalidade contemporânea entre dados de Oportunidades de Vendas Recebidas e variáveis selecionadas
- III. Projetar a série temporal de Oportunidades de Venda de energia elétrica com modelos de previsão
- IV. Analisar acuracidade dos modelos

## 1.3 JUSTIFICATIVAS E DELIMITAÇÕES DO ESTUDO

Com a recorrente diminuição dos critérios necessários para fazer parte do Mercado Livre de Energia o número de participantes desse ambiente de contratação vem crescendo cada vez mais. Foram registrados em julho de 2023 11.722 agentes consumidores no ACL, representando um crescimento de 13,87% levando em conta julho de 2022, quando o consumo de energia nesse ambiente representou 36,4% do total nacional (Tyr energia, 2023).

Os consumidores livres, ou seja, aqueles que migraram para o Ambiente de Contratação Livre, têm liberdade para decidir quando e quanto negociar, entretanto, têm como obrigação a garantia, por meio de contratos, do atendimento à totalidade da sua carga de energia (Confederação Nacional da Indústria, 2021; Brasil, 1995). Dessa forma, sabe-se que os consumidores livres precisarão firmar acordos para comercialização de energia, mas não se sabe nem quando isso irá ocorrer e nem quais fatores intensificam a procura desses compradores.

O setor de energias renováveis do Brasil liderou os investimentos internacionais no período de 2015 a 2022, representando 11% do valor total

investido para energia sustentável em economias emergentes (Garcia, 2023). Além disso, a geração total de energia apresentou um aumento de 3,2% entre 2021 e 2022, ano no qual a participação de renováveis na matriz elétrica brasileira atingiu 87,9%, com destaque para o aumento de 17,7% das hidrelétricas e 79,8% da energia solar fotovoltaica (Empresa de Pesquisa Energética, 2023a). Para as projeções futuras de carga de energia, é esperado um crescimento de, em média, 3,4% ao ano até 2026 (Empresa de Pesquisa Energética, 2023d).

Assim, tendo em vista os pontos elencados acima, se torna interessante a identificação dos principais fatores que fazem com que a procura por contratação de energia aumente, para que empresas do setor (que está aquecido) possam tomar decisões mais estratégicas, possibilitando uma previsão maior da demanda. Com isso, esta presente pesquisa se justifica ao identificar relações de causalidade entre as séries selecionadas e ao projetar a variável estudada.

#### 1.4 ESTRUTURA

A estrutura da presente monografia está dividida em cinco capítulos. O primeiro, a introdução, traz a contextualização do tema, as justificativas e delimitações do estudo, visando elucidar onde está inserido esta pesquisa. Neste capítulo também são apresentados os objetivos, geral e específicos.

O segundo capítulo é destinado à fundamentação teórica. Nele são trazidos conceitos importantes que devem ser expostos para o entendimento do estudo, além de explicações referentes aos modelos que serão utilizados, tendo como base pesquisas a fontes bibliográficas.

No terceiro capítulo a pesquisa é caracterizada, os procedimentos metodológicos são apresentados e as etapas são destrinchadas. Os resultados desenvolvidos pelos modelos são apresentados no capítulo quatro e, por fim, no quinto capítulo, as conclusões são explicitadas e são feitas as principais considerações finais referentes ao estudo realizado.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nesta seção serão introduzidos conteúdos relevantes para a compreensão do contexto em que o estudo está inserido e da teoria por trás das ferramentas que serão utilizadas.

O Setor Elétrico Brasileiro, suas principais instituições e as operações existentes serão expostas. Tendo como foco a comercialização, o mercado de energia será apresentado, bem como as diferenças entre os ambientes de contratação.

Por fim, este capítulo contará com explicações sobre Séries Temporais, vetores autorregressivos e modelos de previsão para essas séries.

### 2.1 O SETOR ELÉTRICO BRASILEIRO

O Setor Elétrico Brasileiro (SEB) vem passando por diversas modificações nos últimos anos. Na década de 90 iniciou-se um movimento para a reestruturação do setor, visto que esse apresentava problemas de investimento e de falta de energia. O sistema era estatizado, no qual as companhias eram responsáveis pelas principais operações de geração, transmissão e distribuição de energia para os consumidores. O rearranjo do setor envolvia, então, a privatização, desverticalização e regulamentação do SEB, com o objetivo de criar um mercado competitivo, com livre acesso à transmissão e com liberação progressiva de consumidores (Lorenzo, 2001).

Conjuntamente, nessa época diversas leis foram sancionadas pelo governo, tais como Lei nº 9.074/95, Lei nº 9.427/96, Lei nº 9.478/97 e Lei nº 9.648/98, que estabeleciam, respectivamente, normas para outorga e prorrogações das concessões (Brasil, 1995), a instituição da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) (Brasil, 1996), a instituição do Conselho Nacional de Política Energética (Brasil, 1997) e a autorização do Poder Executivo a promover a reestruturação das Centrais Elétricas Brasileiras – ELETROBRÁS (Brasil, 1998).

Seguindo a tendência estabelecida na década anterior, no início dos anos 2000 o SEB se preparava para enfrentar mais uma série de mudanças, também em virtude da crise energética ocasionada por uma situação de escassez de chuvas (Lorenzo, 2001). A Lei nº 10.848/04 e os decretos nº 5.163/04 e nº 5.177/04 guiaram

as modificações da época, expondo o caminho que o governo decidia trilhar. Além da criação da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE), estabeleceu-se os dois principais ambientes para comercialização de energia utilizados atualmente, o Ambiente de Contratação Regulada (ACR) e o Ambiente de Contratação Livre (ACL) (Brasil, 2004a, 2004b, 2004c).

Em resumo, o foco da regulamentação para a reestruturação do setor passava por:

- a) Um despacho através de um operador centralizado;
- b) Um ambiente de livre negociação entre geradores, comercializadores e consumidores livres;
- c) Leilões e licitações de modo a garantir a concorrência na geração, transmissão ou distribuição, que agora eram atividades segregadas;
- d) Um preço da energia distinto por área de concessão e separado de seu transporte;
- e) Uma privatização do setor.

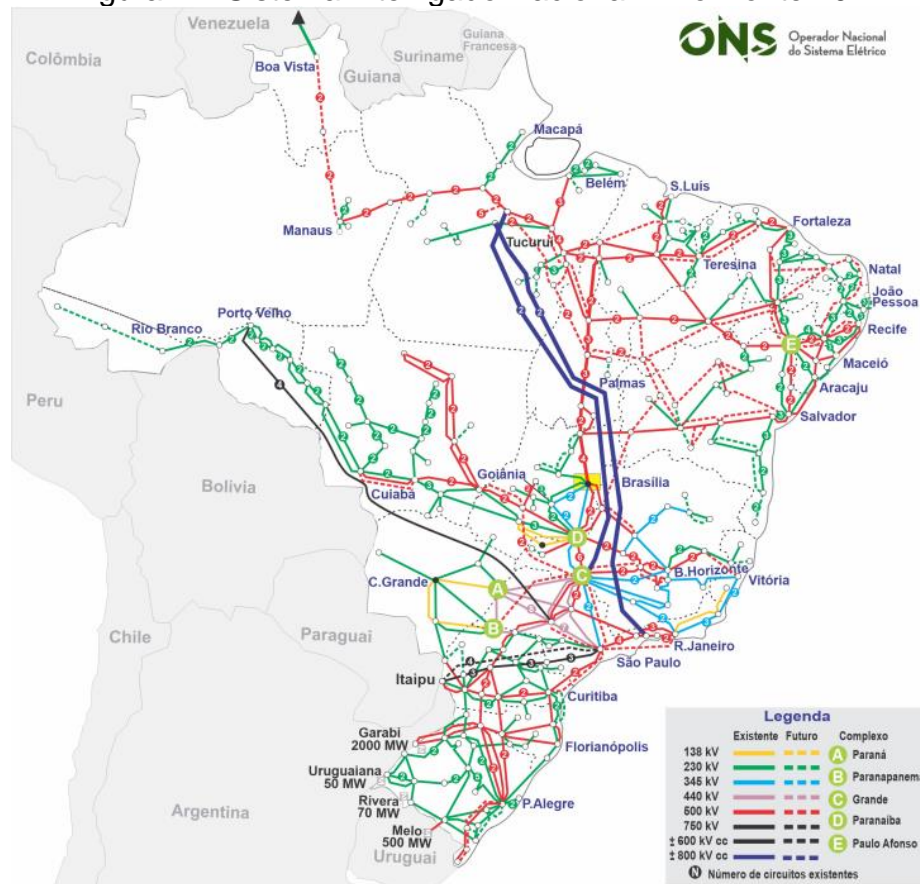
Atualmente, o Setor Elétrico Brasileiro é composto pelo Sistema Interligado Nacional (SIN), estabelecido pela Resolução Nº 351 em 1998 da ANEEL, como também pelos Sistemas Isolados e envolve a geração, transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica.

Cerca de 99% da carga do SEB é representada pelo SIN, um sistema hidro-termo-eólico de grande porte separado nos subsistemas Sul, Sudeste/Centro-Oeste, Nordeste e grande parte do Norte. O SIN não engloba a totalidade da região Norte porque, das 212 localidades que compõem os Sistemas Isolados (Sisol), a maioria se encontra nos estados de Rondônia, Acre, Amazonas, Roraima, Amapá e Pará. Esses sistemas correspondem a menos de 1% da carga do país e são supridos por térmicas a óleo diesel (Operador Nacional do Sistema Elétrico, 2023a, 2023b).

A Figura 1 exibe uma visão geral do Sistema Interligado Nacional com horizonte até 2024 através das suas linhas de transmissão.



Figura 1 – Sistema Interligado Nacional – Horizonte 2024

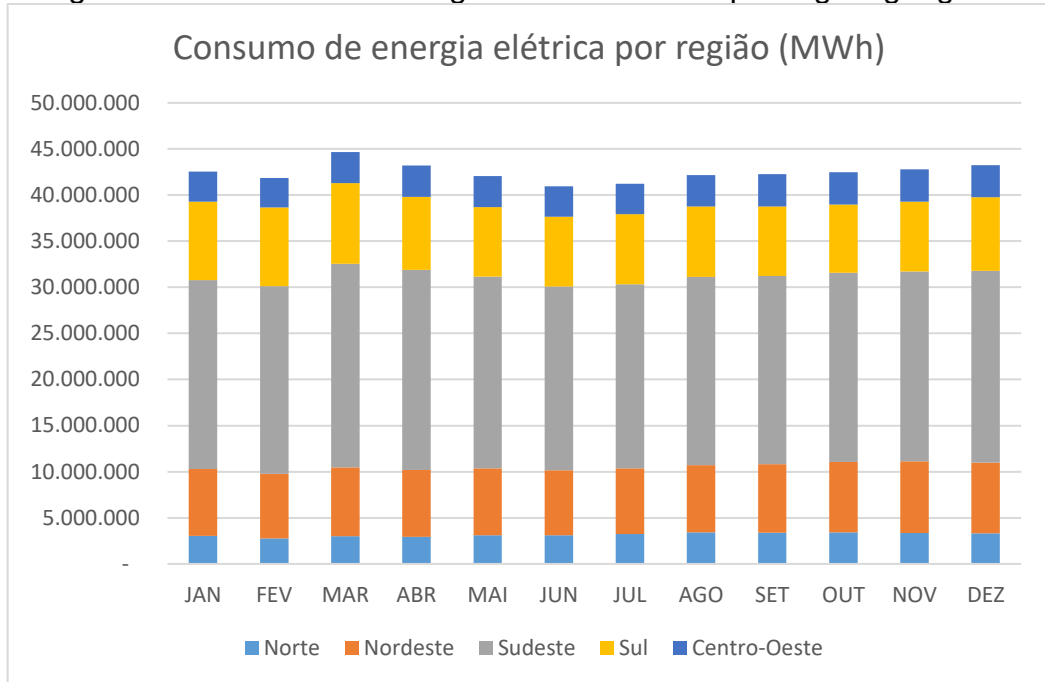


Fonte: Operador Nacional do Sistema Elétrico (2023c)

Em 2022 o consumo total de energia elétrica na rede registrou um aumento de 1,38%, a capacidade instalada subiu 8,3% e a participação de renováveis na matriz elétrica brasileira atingiu 87,9%, com destaque para o aumento de 17,7% das hidrelétricas e 79,8% da energia solar fotovoltaica (Empresa de Pesquisa Energética, 2023). Esse aumento é fruto de incentivos do governo que ocorrem desde 2002 com o objetivo de diversificar a matriz elétrica brasileira, sendo o Programa de Incentivo às Fontes Alternativas (PROINFA) um deles (Tribunal de Contas da União, 2019).

O consumo de energia por estado, a geração e capacidade por fonte são apresentados abaixo.

Figura 2 – Consumo de energia elétrica na rede por região geográfica



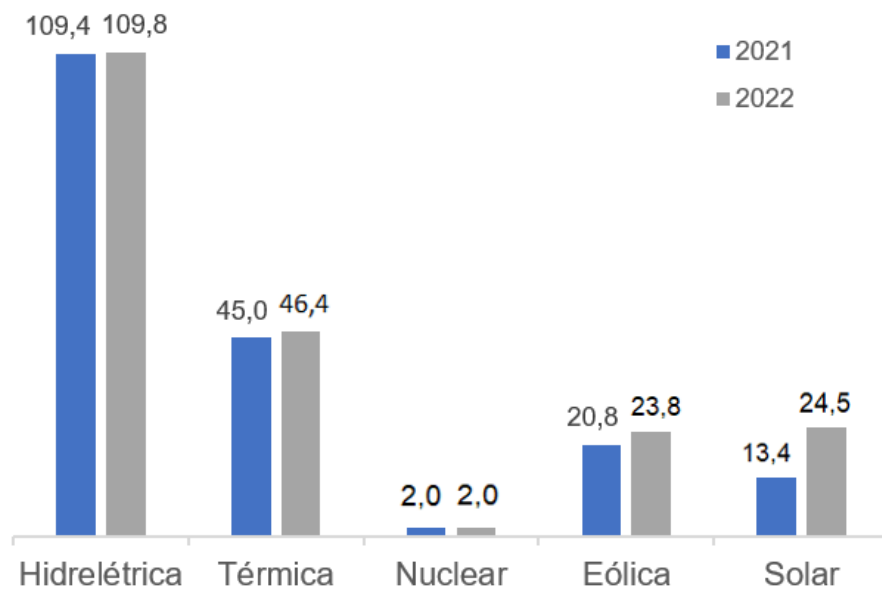
Fonte: Elaborado pelo autor com dados extraídos da Empresa de Pesquisa Energética (2023a)

Tabela 1 – Geração elétrica por fonte (GWh)

Fonte	2021	2022	$\Delta 22/21$
Hidrelétrica	362.818	427.114	17,7%
Gás Natural	86.957	42.110	-51,6%
Eólica	72.286	81.632	12,9%
Biomassa	52.416	52.223	-0,4%
Nuclear	14.705	14.559	-1,0%
Carvão Vapor	17.585	7.988	-54,6%
Derivados do Petróleo	17.327	7.056	-59,3%
Solar Fotovoltaica	16.752	30.126	79,8%
Outras	15.263	14.364	-5,9%
<b>Geração Total</b>	<b>656.109</b>	<b>677.173</b>	<b>3,2%</b>

Fonte: Elaborado pelo autor com dados extraídos da Empresa de Pesquisa Energética (2023a)

Figura 3 – Capacidade instalada de energia elétrica (TW)



Fonte: Elaborado pelo autor com dados extraídos da Empresa de Pesquisa Energética (2023a)

Pode-se perceber que a região Sudeste apresenta a maior parcela de consumo de energia, seguida pela região Sul. As fontes hidrelétrica e eólica representam a maior quantia de geração de energia elétrica no ano de 2022.

Nas próximas seções serão introduzidas as instituições existentes no Setor Elétrico Brasileiro, bem como as operações que existem no SEB.

### 2.1.1 Instituições do Setor Elétrico Brasileiro

Com o intuito de manter o bom funcionamento do SEB e garantir o fornecimento energético do país, algumas instituições foram criadas para que houvesse governança nas diferentes frentes do setor (Energês, 2020). Essas instituições são apresentadas na cartilha abaixo:

Figura 4 – Governança do Setor Elétrico Brasileiro



Fonte: Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (2023a)

O Ministério de Minas e Energia (MME) é um órgão do Governo Federal e tem como principal foco a elaboração e implementação de políticas públicas para o setor de energia elétrica. Suas áreas de competência englobam as tarifas de energia, o aproveitamento dos recursos energéticos, a integração do setor elétrico e o equilíbrio estrutural entre a oferta e a demanda (Brasil, 2023). De acordo com a Associação Brasileira dos Comercializadores de Energia (ABRACEEL) (2021), o MME conta ainda com quatro secretarias: de Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis, de Geologia, Mineração e Transformação Mineral, de Energia Elétrica e de Planejamento e Desenvolvimento Energético, sendo a terceira secretaria responsável por prestar assistência e apoio técnico tanto ao Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico (CMSE), quanto ao Conselho Nacional de Política Energética (CNPE) (Brasil, 2023).

O CMSE foi criado em 2004 pela Lei nº 10.848, é presidido pelo Ministério de Minas e Energia e composto por indicados de outros órgãos do setor, como a ANEEL, a CCEE, a EPE e o ONS. Tem como função acompanhar e avaliar a continuidade e a segurança do suprimento eletroenergético do Brasil, identificando as dificuldades e obstáculos de caráter técnico, ambiental, comercial e institucional,

além de avaliar as condições de abastecimento e de atendimento (Brasil, 2004c). Já o CNPE é o órgão que presta assessoria ao Presidente da República na definição de políticas nacionais relacionadas ao suprimento e aproveitamento racional de recursos energéticos. Criado em 1997 pela Lei nº 9.478, é igualmente presidido pelo MME, mas também conta com apoio técnico de outros ministérios (Brasil, 1997).

A partir das definições originadas pelo CNPE, a Empresa de Pesquisa Energética (EPE) produz estudos e pesquisas para orientar o desenvolvimento do setor energético (Empresa de Pesquisa Energética, 2023). De acordo com a Lei nº 10.847 de 2004, as atribuições da EPE envolvem a realização de projeções da matriz energética e de estudos para planos de expansão da geração e transmissão no curto, médio e longo prazo, além da elaboração e publicação do balanço energético nacional (Brasil, 2004d).

Com o intuito de regular e fiscalizar as operações do Setor Elétrico Brasileiro, foi instituída, através da Lei nº 9.427/96, a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), uma autarquia em regime especial vinculada ao MME. Também compete à ANEEL a fiscalização das concessões e permissões dos serviços de energia elétrica, a aprovação de procedimentos de comercialização de energia elétrica e a definição de tarifas de uso dos sistemas de transmissão e distribuição (Brasil, 1996).

Atuando sob a fiscalização da ANEEL, a Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE) foi criada como uma instituição sem fins lucrativos a partir do Decreto nº 5.177/04 e tem por finalidade garantir o bom funcionamento da comercialização de energia elétrica tanto no Ambiente de Contratação Regulada (ACR), quanto no Ambiente de Contratação Livre (ACL). Para esse propósito, a CCEE promove, quando delegado pela ANEEL, leilões de compra e venda de energia, registra os contratos de comercialização dos dois ambientes, apura e contabiliza os montantes de energia contratados, bem como o descumprimento dos limites de comercialização e calcula o Preço de Liquidação de Diferenças (PLD) que determina o valor do Mercado de Curto Prazo (MCP) em cada submercado (Brasil, 2004b).

O Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) é um órgão sem fins lucrativos, criado em 1998 pela Lei nº 9.648, regulado pela ANEEL e é responsável por realizar o despacho centralizado da geração de energia elétrica do SIN e do Sisol, além de planejar e programar a operação. Suas atividades também envolvem

o supervisionamento e a coordenação de centros de operação de sistemas elétricos e a administração de serviços de transmissão de energia elétrica, garantindo o acesso de todos ao sistema de transmissão (Brasil, 1998).

### **2.1.2 Operações no SEB**

Como resultado das reformas apresentadas nos tópicos acima, a indústria de energia elétrica teve seus principais segmentos separados e administrados por agentes distintos (Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica, 2023). Assim, para que seja realizado o fornecimento da energia elétrica aos consumidores livres e consumidores cativos as seguintes operações precisam ocorrer (Copel, 2023).

#### **2.1.2.1 Geração**

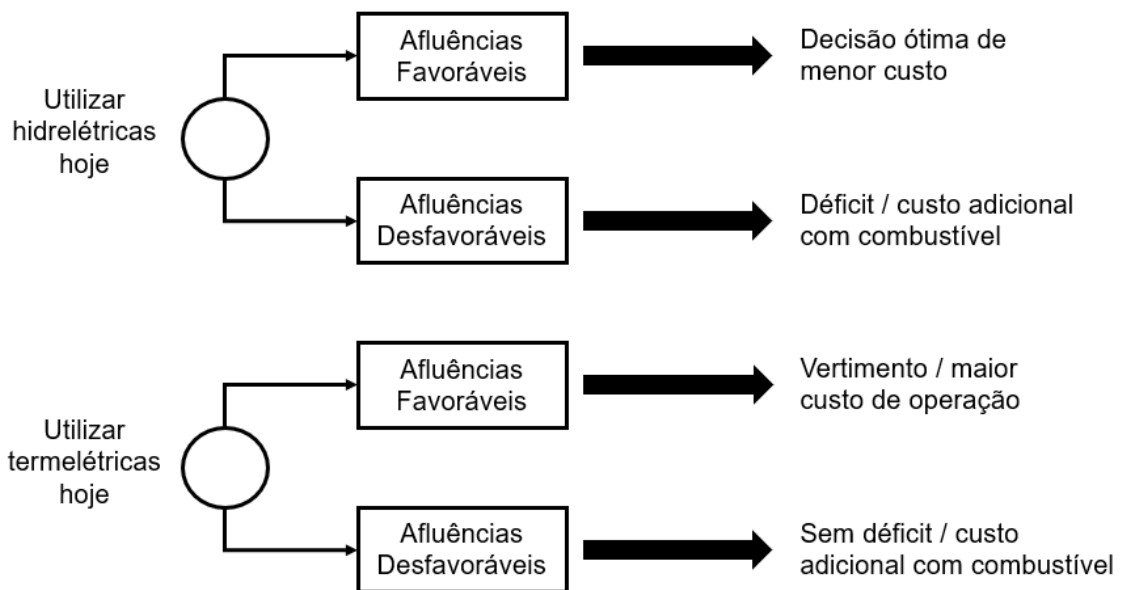
Conforme apresentado na seção anterior, o ONS realiza o despacho centralizado da geração de energia elétrica, determinando o momento e o volume que cada agente gerador deverá produzir através das diversas fontes (hidráulica, eólica, térmica, solar, entre outras) para suprir plenamente a demanda. A liberação do despacho de cada usina segue a regra do mínimo Custo Marginal da Operação (CMO), que varia de acordo com o grau de utilização de cada fonte (Martins, 2008).

Os agentes que operam esses empreendimentos são autorizados ou concessionários de geração e são subdivididos em três categorias: i) geradores concessionários de serviço público, que exploram ativo de geração a título de serviço público; ii) autoprodutores, que produzem energia para seu uso exclusivo e comercializam o volume excedente, desde que tenham autorização da agência reguladora para esse último; iii) produtores independentes, que recebem autorização para produzir e comercializar energia de forma independente (Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, 2023b; Operador Nacional do Sistema Elétrico, 2023d).

De acordo com os dados apresentados anteriormente, nota-se a predominância das hidrelétricas na capacidade instalada e na geração de energia. Esse fator aliado à estocasticidade das chuvas e das vazões nos rios torna mais

difícil o planejamento da operação de geração (Moromisato, 2012). Dessa forma, a escolha entre utilizar ou não a água armazenada no momento presente, visando o menor custo e a otimização dos recursos, é conhecida como “O Dilema do Operador” (Mercurio Partners, 2023). A Figura 5 apresenta o dilema, tendo no exemplo uma decisão, no presente, entre hidrelétrica ou termelétrica, os cenários futuros com ou sem chuva e as consequências de cada caso.

Figura 5 – Dilema do Operador Nacional do Sistema Elétrico



Fonte: Elaborado pelo autor com dados extraídos de Zancopé (2020)

### 2.1.2.2 Transmissão

A malha de transmissão permite a interconexão dos sistemas elétricos para o transporte da energia proveniente das usinas geradoras até as distribuidoras e para a transferência de energia entre os subsistemas do SIN, permitindo ganhos e exploração da diversidade entre regimes hidrológicos das bacias (Operador Nacional do Sistema Elétrico, 2023e; Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica, 2023). Pode-se, então, classificar as instalações de transmissão como integrantes da Rede Básica, das Demais Instalações de Transmissão (DIT) ou de instalações de Interligação Internacional. De acordo com a Resolução Normativa ANEEL Nº 67 de 2004 os critérios para diferenciar essas classificações envolvem o valor da tensão aplicado nas instalações de transmissão e nos transformadores de

potência. Assim, empreendimentos de transmissão em tensão igual ou superior a 230 kV e com transformadores com tensão primária igual ou superior a 230 kV e tensão secundária e terciária inferiores a 230 kV, compõem a Rede Básica. Fazem parte das DIT as instalações em tensão inferior a 230 kV, ou aquelas em qualquer tensão, desde que estejam em uso pelas centrais geradoras ou por consumidores livres. Já as instalações classificadas como Interligação Internacional, ainda que sirvam para importação e exportação de energia elétrica, são tratadas da mesma forma que a Rede Básica para finalidades técnicas e comerciais (Operador Nacional do Sistema de Energia Elétrica, 2023e).

Após passar do processo licitatório, para iniciar as operações é necessário que os agentes de transmissão firmem o contrato de concessão da transmissão com a ANEEL, que possui duração de 30 anos e estabelece regras a respeito da tarifa, regularidade, continuidade, segurança e qualidade dos serviços (Agência Nacional de Energia Elétrica, 2022). Os preços praticados pelas empresas de transmissão, portanto, são controlados pela agência reguladora por meio dos contratos que contam com mecanismos de revisão e reajustes tarifários (Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica, 2023).

### 2.1.2.3 *Distribuição*

Os agentes de distribuição recebem grande quantidade de energia do sistema de transmissão e são responsáveis por distribuí-la de maneira pulverizada para consumidores no varejo (Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica, 2023). As distribuidoras podem ser concessionárias ou permissionárias, e atuam na entrega da energia apenas para os consumidores inseridos na sua área de atuação (Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, 2023b). Mesmo os consumidores livres, que optam por escolher seu fornecedor de energia, devem pagar pelo serviço e infraestrutura das distribuidoras, relativo ao transporte da energia até o ponto de consumo (Engie, 2020).

Para o fornecimento de energia ser possível, os agentes de distribuição adquirem o insumo em leilões organizados pela CCEE, mas, assim como na transmissão, a remuneração desses agentes é regulada pela ANEEL (Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, 2023b; Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica, 2023).



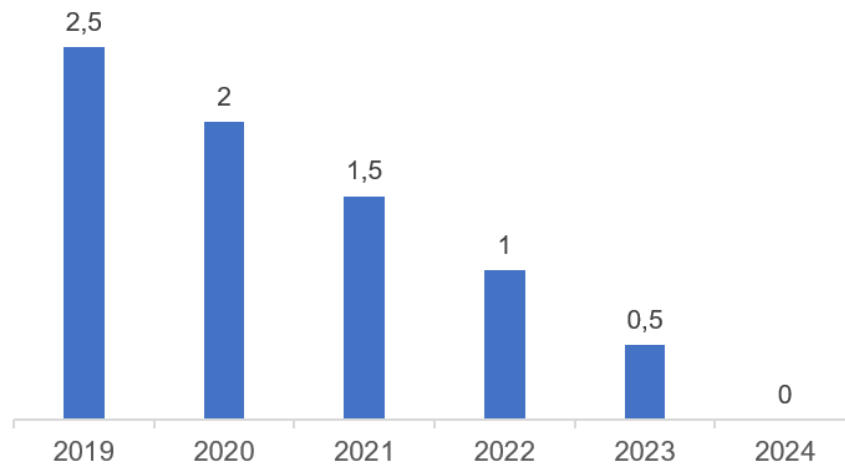
#### 2.1.2.4 Comercialização

A partir de 07 de julho de 1995, por meio da Lei nº 9.074, os consumidores passaram a ter a possibilidade de escolher de quem contratar o serviço de fornecimento de energia elétrica, desde que se enquadrem nos requisitos de tensão e carga que vem diminuindo com o passar dos anos. O exercício da opção pelo consumidor traz alguns compromissos, tais como a garantia de contratação da totalidade de sua carga, com um ou mais fornecedores, estando sujeito à penalidade caso haja descumprimento dessa responsabilidade. A opção de retornar com o fornecimento através da distribuidora local também é previsto, desde que se informe a mesma com uma antecedência de cinco anos (Brasil, 1995).

Pode-se, então, dividir o Setor Elétrico em dois ambientes de contratação: o Mercado Cativo, ou Ambiente de Contratação Regulada (ACR), e o Mercado Livre, ou Ambiente de Contratação Livre (ACL). No ACR os consumidores cativos adquirem energia exclusivamente das distribuidoras locais (concessionárias que possuem o direito de vender energia para aqueles inseridos na sua região de atuação). Já no Mercado Livre há a possibilidade de o consumidor livre negociar preços, prazos e volume através dos contratos bilaterais com geradores ou comercializadores (Confederação Nacional da Indústria, 2021).

Com a Portaria nº 50 do MME, de 2022, o nível de carga (potência demandada) mínima necessária para a migração para o ACL foi flexibilizada de forma que, a partir de 1º de janeiro de 2024, qualquer consumidor do mercado de alta tensão (atendido por Tarifa do Grupo A) possa escolher seu fornecedor de energia (Brasil, 2022). Essa medida vai ao encontro de outras Portarias do MME, como a de nº 465 de 2019, com o intuito de ampliar o Mercado Livre. A Figura 6 apresenta o escalonamento do requisito de potência (demanda).

Figura 6 – Escalonamento do Requisito de Potência

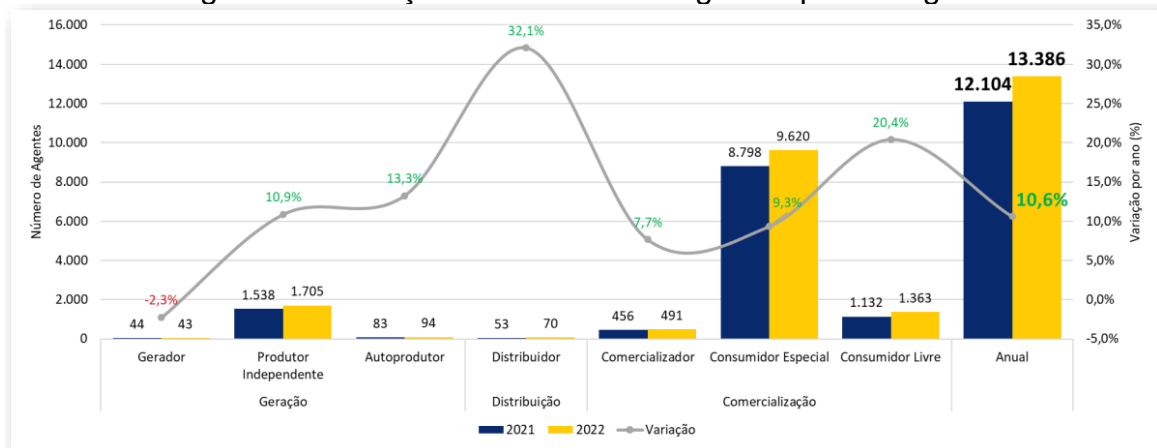


Fonte: Elaborado pelo autor com dados extraídos da CCEE (2021)

De acordo com a Câmara de Comercialização de Energia (2023b), os agentes na comercialização são subdivididos em três categorias: i) comercializadores, que compram energia para revender aos consumidores, geradores ou outros comercializadores no mercado livre, desde que possuam autorização da agência reguladora; ii) consumidores especiais, que, antes da Portaria nº 50 do MME, não possuíam demanda necessária para comprar de qualquer fonte de energia no Mercado Livre e, por isso, deveriam adquirir o insumo no ACL a partir de certas fontes de energia renovável; iii) consumidores livres, que podem comprar energia no Ambiente de Contratação Livre de qualquer fonte. Com a nova Portaria de 2022, a partir de 2024, não haverá mais divisão de consumidores pela demanda, dessa forma, todos os consumidores do Mercado Livre de Energia serão livres (Esfera Energia, 2023).

A Figura 7 apresenta a comparação do número de agentes na CCEE entre 2021 e 2022 para cada categoria.

Figura 7 – Variação do Número de Agentes por Categoria



Fonte: Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (2023c)

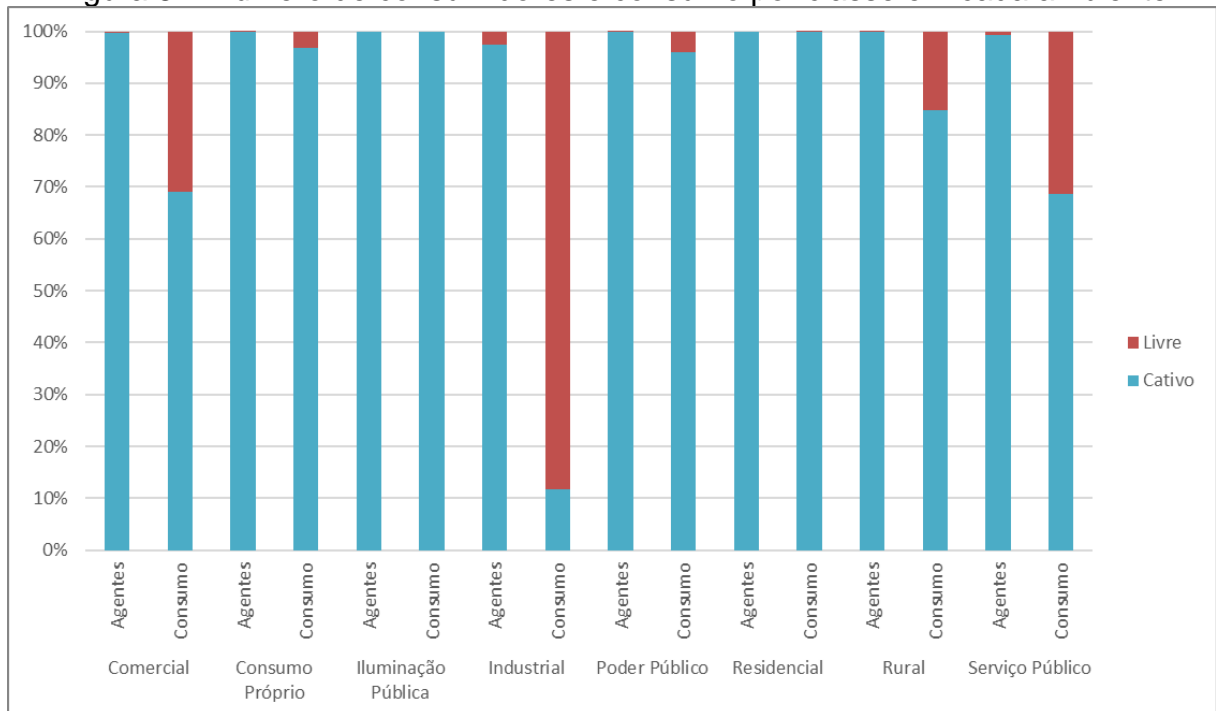
### 2.1.3 O Mercado de Energia

Como apresentado na seção anterior, o Mercado de Energia possui dois ambientes de contratação, o Ambiente de Contratação Regulada (ACR) e o Ambiente de Contratação Livre (ACL) e compreende as operações de compra e venda de energia entre agentes de geração, distribuição e comercialização (englobando também os consumidores) (Brasil, 2004c). A Câmara de Comercialização de Energia Elétrica é responsável por manter os registros dos contratos de comercialização depois de homologados ou aprovados pela ANEEL (Brasil, 2004a).

#### 2.1.3.1 Agentes na comercialização de energia

Os consumidores representam a maior parcela no número de agentes na CCEE dentre os mais de treze mil registrados, sendo o consumidor especial o maior deles (Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, 2023c). A EPE ainda segmenta os consumidores de energia em classes: residencial, industrial, comercial, rural, poder público, iluminação pública, serviço público e consumo próprio (Empresa de Pesquisa Energética, 2023c). A Figura 8 traz um gráfico da participação (por número de consumidores e consumo de energia) de cada classe em cada ambiente de contratação.

Figura 8 – Número de consumidores e consumo por classe em cada ambiente



Fonte: Elaborado pelo autor com dados extraídos da Empresa de Pesquisa Energética (2023c)

Pode-se perceber que a classe industrial é a que apresenta maior número de consumidores e maior consumo no ACL. A classe comercial possui menos de 1% de consumidores no Mercado Livre, entretanto, seu consumo é próximo 30% nesse ambiente. O mesmo comportamento ocorre no serviço público.

Os comercializadores são o quarto maior em número de agentes na CCEE e representam instituições que podem vender energia tanto no ACL, através de contratos bilaterais, quanto no ACR, por meio de leilões para distribuidoras. Podem possuir ativos de geração para a comercialização, ou podem atuar apenas negociando energia adquirida a partir de agentes geradores ou outros comercializadores (Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, 2023c; Florezi, 2009).

No Mercado de Energia, fora da CCEE, existem ainda as gestoras, que buscam ser a interface entre o comercializador e o consumidor de energia, com o intuito de auxiliar seus clientes a encontrar as melhores alternativas dentro do Mercado Livre. Busca por fornecedores, auxílio na migração para o ACL, adesão à CCEE, além do monitoramento e acompanhamento do consumo, cláusulas contratuais e condições do mercado são alguns dos papéis desempenhados por gestoras de energia (Comerc, 2021).

### 2.1.3.2 *Ambiente de Contratação Regulada*

O Decreto nº 5.163 define o Ambiente de Contratação Regulada como o segmento de mercado em que se realiza a comercialização de energia entre agentes geradores e distribuidores para que, esses últimos, possam garantir o atendimento de cem por cento de seus mercados locais. A aquisição do insumo ocorre por meio de leilões públicos promovidos pela ANEEL e organizados pela CCEE (Brasil, 2004a). Essas negociações são firmadas em Contratos de Comercialização de Energia no Ambiente Regulado (CCEARs) e possuem regulação específica sobre preço, submercado de registro e vigência de suprimento, além de possuírem cláusulas e condições fixas que não podem ser alteradas (Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, 2023d).

Os mercados locais dos distribuidores são compostos de consumidores cativos, que só podem comprar energia desses agentes, sem a possibilidade de se negociar preços, tendo que pagar no valor da tarifa vigente a exata quantidade de energia que foi consumida, incluindo serviços de geração, transmissão e distribuição (Mota, 2015; Witzler Energia, 2020).

As Tarifas de Energia são determinadas pela ANEEL e representam a soma de todos os componentes da indústria de energia elétrica, acrescidos os encargos direcionados ao custeio de políticas públicas (Ministério de Minas e Energia, 2023). Além disso, as Tarifas também são impactadas pelo Sistema de Bandeiras Tarifárias, que indicam se a energia custará mais ou menos com base nas condições de geração (Agência Nacional de Energia Elétrica, 2023). Dessa forma, de acordo com Mota (2015), o aumento do despacho da geração térmica, que pode ser causado por questões climáticas, eleva o custo da geração, que acrescenta no valor da Tarifa, tornando, assim, inviável a previsão das tarifas e menor a possibilidade de negociação das condições contratadas.

### 2.1.3.3 *Ambiente de Contratação Livre*

O Ambiente de Contratação Livre também é regulamentado pelo Decreto nº 5.163 e se refere às operações de compra e venda de energia elétrica através de

contratos bilaterais que são livremente negociados entre agentes de geração e comercialização (consumidores livres e especiais, importadores e exportadores de energia) (Brasil, 2004a).

Semelhante ao que ocorre no ACR, a formalização das negociações no Mercado Livre ocorre através de certos tipos de contratos, os chamados Contratos de Comercialização de Energia no Ambiente Livre (CCEALs), que dão ao consumidor a escolha do fornecedor de energia e das condições a serem tratadas nas operações. São acordados preços, quantidade de energia, atendimento, período, tipo de energia, entre outras cláusulas (Celesc, 2023; Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, 2023d).

Segundo Mota (2015), o ACL traz diversas vantagens em comparação ao Mercado Cativo, tais como: i) redução de custos por meio da negociação de preços e condições, como flexibilidade mensal e sazonalização anual da quantia contratada, adequando ao perfil de consumo; ii) previsibilidade advinda dos CCEALs de médio a longo prazo com preço acordado já definido desde o início do contrato, tornando presumível o valor a ser gasto com a energia; iii) gestão do insumo energia como um fator competitivo relevante, podendo o consumidor escolher reduzir o consumo e vender o excedente no Mercado de Curto Prazo (MCP), caso o preço do curto prazo (ou PLD) esteja maior do que aquele firmado no contrato. Atualmente o Mercado Livre conta com mais de 11.000 agentes consumidores, representando 36,4% do consumo nacional no fim de 2022 (Tyr energia, 2023).

Mesmo que de maneira geral o preço da energia praticado no ACL sofra influência de fatores como composição da matriz energética, necessidade de expansão da oferta e maturidade do mercado, é necessário separar os tempos firmados nos contratos em 3 horizontes: curto, médio e longo prazo (Mota, 2015). Ainda segundo a autora, no curto prazo o preço está fortemente atrelado ao PLD, que é calculado com base no CMO, no médio prazo o preço da tarifa de energia é um balizador para o consumidor decidir ficar ou não no Mercado Livre, e no longo prazo o influenciador é o Custo Marginal de Expansão das novas ofertas.

## 2.2 SÉRIES TEMPORAIS

Uma série temporal (ST) pode ser definida por um conjunto de medidas sequenciais de uma variável, ou um conjunto de observações dos valores que essa

variável assume, e se origina na coleta de dados dessa entidade ao longo do tempo ou de um determinado intervalo (Cowpertwait; Metcalfe, 2009; Gujarati; Porter, 2011; Stock; Watson, 2019). Esse intervalo pode ser diário (relatórios meteorológicos), semanal (informações sobre oferta de moeda), mensal (taxa de desemprego), anual (orçamento do governo), ou em algum outro intervalo regular (Gujarati; Porter, 2011). O uso de uma ST permite analisar o efeito causal dinâmico de uma variável independente (X), sobre uma dependente (Y), tendo como objetivo responder questões como quanto que X impactou em Y ao longo de um período. Por exemplo: quanto que uma lei que obriga passageiros a usar cinto de segurança impactou no número de fatalidades no trânsito no decorrer do tempo (Stock; Watson, 2019)?

Cowpertwait e Metcalfe (2009) ainda definem que uma ST possui componentes principais que são produzidas com a decomposição da série estudada e que podem ser modeladas deterministicamente com funções matemáticas de tempo. O restante de informação, ou variação de uma série temporal, que não pode ser matematicamente modelado é chamado de ruído aleatório (Pellegrini, 2000). As Equações 01 e 02 apresentam, respectivamente, dois tipos de decomposição, aditiva e multiplicativa, propostas por Cowpertwait e Metcalfe (2009) e a Figura 9 apresenta um exemplo de ST decomposta em suas componentes.

$$X_t = M_t + S_t + Z_t, \quad (01)$$

$$X_t = M_t * S_t + Z_t, \quad (02)$$

Onde:

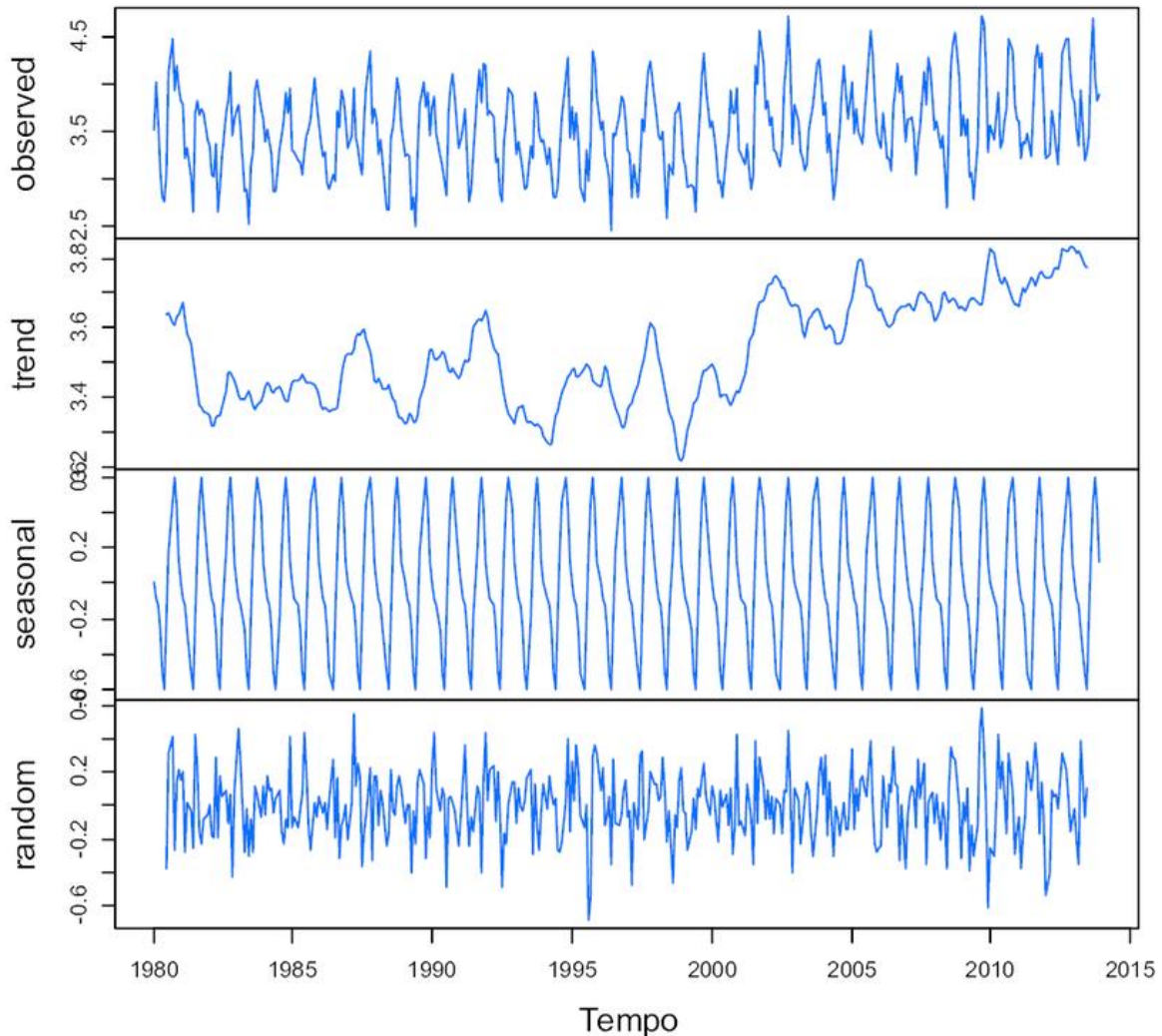
$X_t$  = série observada (*observed*);

$M_t$  = tendência (*trend*);

$S_t$  = efeito sazonal (*seasonal*);

$Z_t$  = termo de erro aleatório (*random*).

Figura 9 – Decomposição de uma série temporal em suas componentes



Fonte: Silva; Lucio; Brow (2016)

### 2.2.1 Estacionariedade

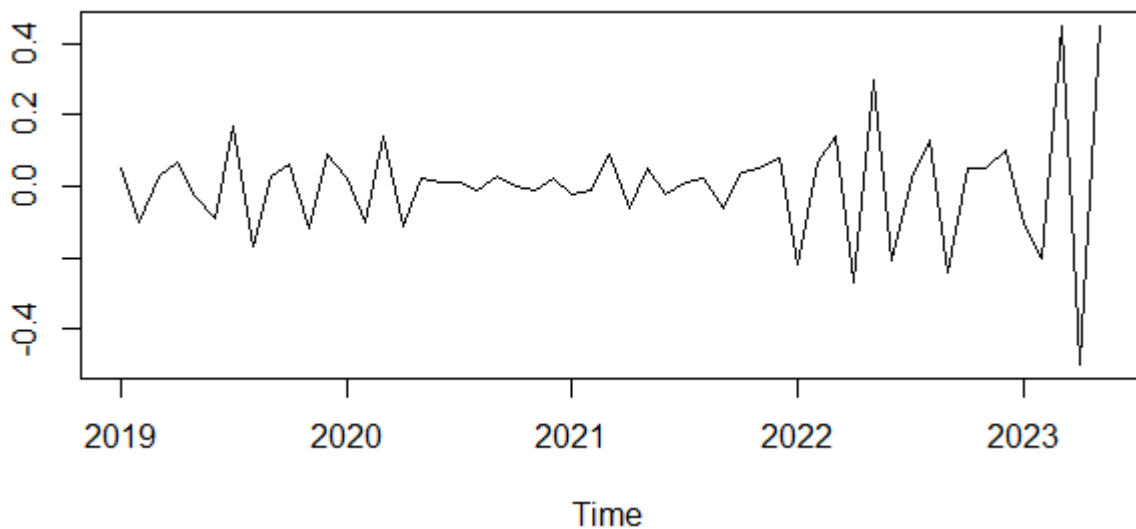
Uma característica de séries temporais é a sua estacionariedade (ou não-estacionariedade), condição relevante para utilização de modelos autorregressivos e para obtenção de confiabilidade nas previsões das séries. Isso porque, ao tentar prever dados futuros com base em observações anteriores, pressupõe-se que as distribuições e correlações serão como eram no passado. Caso essa semelhança não ocorra, as relações históricas podem não guiar corretamente as previsões (Enders, 2004; Stock; Watson, 2019).

A condição de série estacionária é obtida, de acordo com Gujarati e Porter (2011), quando: "...sua média e variância forem constantes ao longo do tempo e o valor da covariância entre os dois períodos de tempo depender apenas da distância,



do intervalo ou da defasagem entre os dois períodos...”. De outro modo, estacionariedade implica em média, variância e autovariâncias (em diversas defasagens) invariantes no tempo (Gujarati; Porter, 2011). Os autores ainda afirmam que é possível tornar uma ST estacionária através do método das diferenças, no qual se gera uma nova série a partir da diferença entre  $X_t$  e  $X_{t-1}$ , para todas as observações. A Figura 10 exemplifica uma série estacionária.

Figura 10 – Taxa SELIC em série estacionária



Fonte: elaborado pelo autor

Nas próximas seções serão apresentados alguns testes de identificação de estacionariedade das séries temporais.

### 2.2.1.1 Teste Dickey-Fuller (DF) e Dickey-Fuller aumentado (ADF)

O teste de Dickey-Fuller é compreendido por três diferentes casos: i)  $Y_t$  é um passeio aleatório ( $\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + \mu_t$ ); ii)  $Y_t$  é um passeio aleatório com deslocamento ( $\Delta Y_t = \beta_1 + \delta Y_{t-1} + \mu_t$ ); iii)  $Y_t$  é um passeio aleatório com deslocamento em torno de uma tendência determinística ( $\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \mu_t$ ). Para cada um desses casos as hipóteses são (Gujarati; Porter, 2011):

- A. Hipótese nula:  $H_0: \delta = 0$ : a série temporal é não estacionária, ou possui tendência estocástica, ou possui raiz unitária;
- B. Hipótese alternativa:  $H_1: \delta < 0$ : a série temporal é estacionária e possivelmente em torno de uma tendência determinística.

Aiube (2012) ainda aponta que os testes DF descritos acima são para uma série  $Y_t$  com uma diferença aplicada, e que têm origem na forma alternativa de se expressar a equação  $Y_t = \rho Y_{t-1} + \mu_t$ , onde  $\rho = \delta + 1$  e  $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ , com hipóteses vinculadas aos valores de  $\rho$ .

Segundo Gujarati e Porter (2011), há a necessidade do teste de Dickey-Fuller aumentado (ADF) em casos de termos de erro  $\mu_t$  correlacionados. Dessa forma, utiliza-se a Equação 03, incluindo termos de diferenças defasados suficientes para que o erro seja seriamente não correlacionado.

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (03)$$

### 2.3 VETORES AUTORREGRESSIVOS

Em certos cenários das análises de séries temporais é preciso estudar variáveis que são explicadas por seus valores defasados, ou passados, e pelos valores defasados de outras variáveis (Gujarati; Porter, 2011). Nesses casos são utilizados os Vetores Autorregressivos (VAR), que podem servir tanto para previsões, quanto para análises causais e consistem em  $k$  equações (uma para cada variável) compostas por valores defasados de todas as variáveis de um VAR com  $k$  séries temporais (Stock; Watson, 2019).

De acordo com Enders (2004) o modelo VAR analisa o inter-relacionamento entre as variáveis, já que, em um exemplo de duas variáveis, os resultados de  $y_t$  ao longo do tempo serão afetados pelos resultados contemporâneos e defasados de  $z_t$ . Da mesma forma, o inverso também ocorrerá para  $z_t$ , que terá seus valores afetados por resultados contemporâneos e defasados de  $y_t$ . As Equações 04 e 05 apresentam o modelo estrutural do VAR.

$$y_t = b_{10} - b_{12} z_t + \gamma_{11} y_{t-1} + \gamma_{12} z_{t-1} + \varepsilon_{yt}, \quad (04)$$

$$z_t = b_{20} - b_{21} y_t + \gamma_{21} y_{t-1} + \gamma_{22} z_{t-1} + \varepsilon_{zt}, \quad (05)$$

Ambas as variáveis  $y_t$  e  $z_t$  são estacionárias e os termos de erro  $\varepsilon$  são não correlacionados e são erros de ruído branco, com desvio padrão  $\sigma$  (Enders, 2004).

Com o intuito de balancear o benefício de aumentar o número de defasagens no modelo, contra o custo adicional da incerteza da estimativa, são utilizados Critérios de Informação. A finalidade é não perder informações por não inserir defasagens maiores, mas também não aumentar os erros de estimativa por ter que calcular mais coeficientes que o necessário. Os critérios AIC (*Akaike Information Criterion*) e BIC (*Bayes Information Criterion*) são apresentados nas Equações 06 e 07, as quais possuem o objetivo de minimizar a soma dos quadrados dos resíduos (SQR), além de inserir um ônus por incluir uma quantidade maior de defasagens. Modelos apresentando menores valores de AIC ou BIC são os modelos mais adequados (Stock; Watson, 2019; Gujarati; Porter, 2011).

$$AIC = \ln\left(\frac{SQR}{T}\right) + (p + 1) \frac{2}{T}, \quad (06)$$

$$BIC = \ln\left(\frac{SQR}{T}\right) + p \frac{\ln T}{T}, \quad (07)$$

### 2.3.1 Causalidade de Granger

Em certas áreas de estudo, como em macroeconomia, é realizada a seguinte pergunta: será que uma variável X “causa” Y ou será que Y que “causa” X (Gujarati; Porter, 2011)? De outro modo, será que X ajuda a prever Y? Caso a resposta seja negativa, diz-se que X não-Granger-causa Y (Bueno, 2008). O teste de causalidade de Granger também relaciona o quanto uma variável consegue melhorar a performance de previsão de uma outra, ao observar se as defasagens da primeira entram na equação da última (Enders, 2004).

Bueno (2008) exemplifica com a relação entre a Taxa Selic Meta definida pelo Copom e a Taxa Selic Efetiva observada no mercado financeiro. O esperado é que a Taxa Efetiva responda às alterações na Taxa Meta, definida pelo Banco Central. Além disso, não é previsto que o contrário seja possível (alterações na Efetiva refletirem alterações na Meta). O teste de Causalidade de Granger apresenta os seguintes resultados na Tabela 2:

Tabela 2 – Teste de Causalidade de Granger

Hipótese Nula	Obs	Estatística F	Probabilidade
META não-Granger-causa EFETIVA	1858	4,503	0,000
EFETIVA não-Granger-causa META		0,395	0,992

Fonte: Elaborado pelo autor com dados extraídos de Bueno (2008)

A Hipótese Nula de que a Meta não-Granger-causa a Efetiva é rejeitada a partir do teste F, já a hipótese de que a Efetiva não-Granger-causa a Meta é aceita (Bueno, 2008).

### 2.3.2 Decomposição da variância

Para mensurar os resultados do modelo, há a possibilidade de utilizar a decomposição da variância, método que retorna a porcentagem da variância do erro que decorre de cada variável (Bueno, 2008). Enders (2004) pontua que essa decomposição informa a proporção dos movimentos da variável analisada devido ao seu próprio choque, versus o choque nas outras variáveis.

Para esclarecer, Bueno (2008) traz um exemplo de um modelo VAR com dados do Banco Central, o qual é composto pela variação da taxa de câmbio nominal, variação da taxa Selic real, inflação dos preços livres e inflação dos preços administrados. É realizada a decomposição da variância para saber o quanto cada variável explica a variância da inflação dos preços livres (variável estudada) ao longo dos períodos.

Tabela 3 – Decomposição da variância dos preços livres

Período	Livres	Administrados	Câmbio	Juros
1	100,00	0,00	0,00	0,00
2	82,93	1,69	15,24	0,14
3	72,00	1,65	26,24	0,11
4	64,43	1,82	33,57	0,17
5	60,20	2,62	36,90	0,27
6	58,43	2,58	38,62	0,37
7	57,56	2,53	39,51	0,35
8	56,62	2,53	40,41	0,43
9	55,65	2,78	41,13	0,44
10	55,02	2,90	41,64	0,44

Fonte: Elaborado pelo autor com dados extraídos de Bueno (2008)

É possível perceber que no primeiro período a variância da inflação dos preços livres é explicada 100% pela própria variável. Já no último período a taxa de câmbio chega a explicar 41,64% da inflação dos preços livres (Bueno, 2008).

## 2.4 REGRESSÃO LINEAR

O modelo de regressão linear baseia-se na hipótese de que uma variável dependente (Y) se relaciona linearmente com uma outra variável explanatória (X), mas não de maneira exata, estando, essa relação, sujeita a variações individuais (Gujarati; Porter, 2011). A proposta é estimar a inclinação da reta resultante desse modelo, visto que essa indica os impactos de uma variável na outra. Ou seja, estabelecer a inclinação da reta é estimar o efeito da mudança de uma unidade de X sobre Y, a partir de um conjunto de dados dessas duas variáveis (Stock; Watson, 2019).

Regressão linear é um procedimento estatístico que pode ser usado tanto para inferência causal, quanto para predição. Em outras palavras, é utilizado para avaliar o efeito sobre o resultado de uma variável de interesse a partir da alteração do valor de uma outra, ou para prever o valor de Y usando observações de X (Stock; Watson, 2019).

Gujarati e Porter (2011) definem o modelo de regressão linear com a seguinte Equação 08:

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X + \mu, \quad (08)$$

Onde:

Y = variável dependente;

X = variável independente;

$\beta_1$  = intercepto da reta de regressão;

$\beta_2$  = inclinação da reta de regressão;

$\mu$  = distúrbio ou termo de erro, variável aleatória que indica fatores que não foram levados em conta explicitamente.

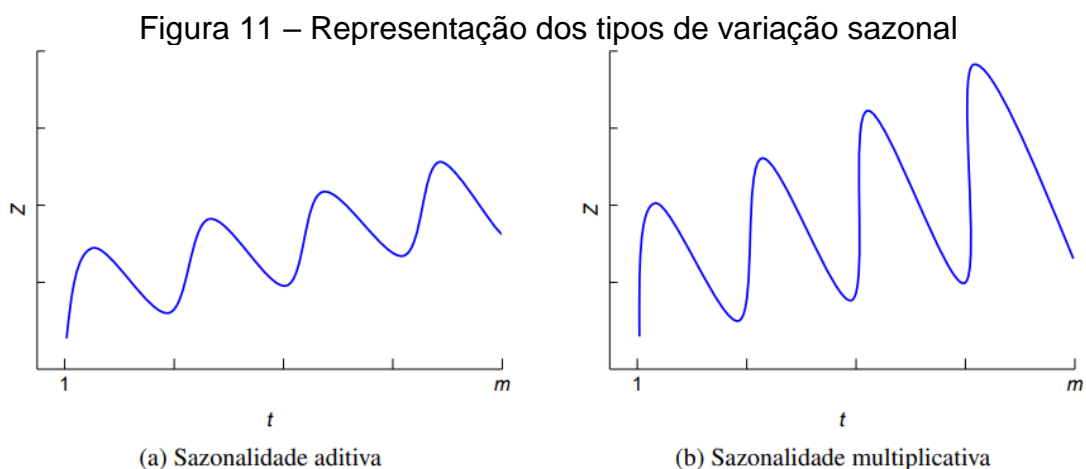
## 2.5 MÉTODOS DE PREVISÃO

No contexto de séries temporais, a predição de uma ST é uma previsão do futuro e envolve a extrapolação de um modelo ajustado para observações de tempos subsequentes. Nessas previsões os valores esperados são condicionados às tendências passadas que se mantém no futuro (Cowpertwait; Metcalfe, 2009). Os métodos de previsão podem ser univariados, dependendo dos valores passados da própria variável, ou multivariados, tendo influência de outras variáveis independentes (Bueno, 2008).

Nas próximas seções serão apresentados modelos para previsão de séries temporais.

### 2.5.1 Método Holt-Winters (Suavização Exponencial Tripla)

Por vezes séries temporais apresentam componentes de tendência e sazonalidade que dificultam a utilização de certos métodos, como o de suavização exponencial. Holt e Winters elaboraram uma solução que utiliza médias móveis ponderadas exponencialmente para atualizar as estimativas da tendência, sazonalidade e nível (média ajustada sazonalmente). O método de Holt-Winters se divide em dois grupos: aditivo, no qual a amplitude da variação sazonal permanece relativamente constante no tempo, e multiplicativo, no qual essa amplitude aumenta ou diminui como função do tempo (Montgomery; Jennings; KulaHCI, 2011; Cowpertwait; Metcalfe, 2009; Pellegrini, 2000). A Figura 11 apresenta a diferença entre os dois tipos de variação sazonal.



Fonte: Parmezan (2016)

As Equações de 09 a 16 apresentam, respectivamente, as representações matemáticas dos modelos aditivos e multiplicativos (Covpewart; Metcalfe, 2009).

$$L_t = \alpha(x_t - S_{t-p}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}), \quad (09)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}, \quad (10)$$

$$S_t = \gamma(x_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-p}, \quad (11)$$

$$\hat{x}_{t+k} = L_t + kT_t + S_{t-p+k}, \quad (12)$$

$$L_t = \alpha\left(\frac{x_t}{S_{t-p}}\right) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}), \quad (13)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}, \quad (14)$$

$$S_t = \gamma\left(\frac{x_t}{L_t}\right) + (1 - \gamma)S_{t-p}, \quad (15)$$

$$\hat{x}_{t+k} = (L_t + kT_t) S_{t-p+k}, \quad (16)$$

Onde:

$L$  = componente de nível;

$T$  = componente de tendência;

$S$  = componente de sazonalidade;

$\alpha$  = constante de suavização de nível (varia de 0 a 1);

$\beta$  = constante de suavização de tendência (varia de 0 a 1);

$\gamma$  = constante de suavização de sazonalidade (varia de 0 a 1);

$p$  = comprimento da sazonalidade;

$\hat{x}_{t+k}$  = previsão da série para  $k$  períodos futuros ( $k \leq p$ ).

### 2.5.2 Método Box-Jenkins (ARIMA)

Algumas técnicas de previsão são baseadas em variações do método de suavização exponencial, que tem como suposição geral a representação de uma ST a partir de dois componentes: determinístico e estocástico (aleatório). Para o último elemento é assumido que o comportamento estocástico é gerado de algum ruído aleatório, composto de choques independentes ao processo. No entanto, nota-se que observações sucessivas apresentam dependência serial, tornando métodos

baseados na suavização exponencial ineficientes e, por vezes, inadequados (Montgomery; Jennings; Kulahci, 2011).

Além disso, diversas séries temporais são não-estacionárias devido a fatores sazonais e de tendência, podendo se tornar estacionárias a partir da técnica das diferenças apresentada na seção 2.2.1 deste estudo (Cowpewart; Metcalfe, 2009).

Para incorporar formalmente a estrutura dependente citada acima e lidar com a não-estacionariedade de séries, Box e Jenkins elaboraram um método Autorregressivo Integrado a Média Móvel, conhecido como ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) que parte do princípio de que valores de uma ST são dependentes e que podem ser explicados por valores prévios (defasados) da mesma série (Montgomery; Jennings; Kulahci, 2011; Pellegrini, 2000).

O método ARIMA pode ser interpretado como a soma ou “integração” do processo estacionário ARMA, um modelo misto autorregressivo – média móvel de ordem  $(p, q)$  (Pellegrini, 2000). Para esclarecer o modelo misto, Parmezan (2016) pontua que no modelo Autorregressivo, AR  $(p)$ , a ST é representada por dois componentes: um conjunto linear de valores históricos e um fator representando valores aleatórios (fator inovação). Já no modelo de Médias Móveis, MA  $(q)$ , o valor da série é definido pelos fatores de inovação do período atual e dos períodos anteriores. Dessa forma, o método ARMA considera a série temporal determinada em parte por um processo Autorregressivo, em parte por um processo de Médias Móveis e é apropriado quando a série em estudo é estacionária (Parmezan, 2016).

$$z_t = \delta + \sum_{i=1}^p \Phi_i z_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i e_{t-i} + e_t, \quad (17)$$

Gujarati e Porter (2011) ainda afirmam que se for necessário diferenciar  $d$  vezes uma série temporal antes de aplicar o modelo ARMA  $(p, q)$ , pode-se, então, dizer que a ST original é ARIMA  $(p, d, q)$ , em que  $p$  é o número dos termos autorregressivos,  $d$  o número de vezes que a série precisou ser diferenciada e  $q$  o número de termos de média móvel.

A utilização de séries temporais com padrões sazonais no método ARIMA não é um impeditivo, visto que o processo pode ser expandido em um modelo sazonal, conhecido como método Autorregressivo Integrado a Média Móvel Sazonal,

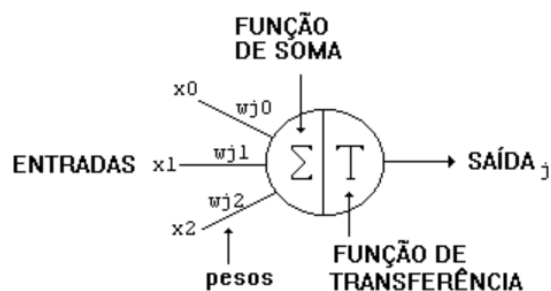


ou SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) de ordem  $(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$ . Além dos primeiros termos esse método conta com parâmetros relacionados à parte sazonal, sendo  $P$  a ordem máxima de defasagem dos procedimentos autorregressivo sazonal,  $D$  o grau do operador de diferença sazonal,  $Q$  comprimento de defasagem de média móvel sazonal e  $s$  períodos por ciclo sazonal (Parmezan, 2016; Cowpertwait; Metcalfe, 2009).

### 2.5.3 Redes Neurais Artificiais

Como alternativa à abordagem formal de construção de modelos para desenvolvimento de procedimentos de previsão, são utilizadas Redes Neurais Artificiais (RNAs), estruturas que tentam emular a forma que o cérebro humano resolve problemas (Montgomery; Jennings; Kulahci, 2011). As RNAs se apoiam em fundamentos matemáticos para aprender, memorizar e generalizar certas situações e problemas apresentados (Campos, 2008). São compostas de neurônios artificiais, que recebem *inputs* (sinais de entrada), realizam processamentos com base em pesos e os transferem para outros neurônios a partir de conexões (Pellegrini, 2000). A possibilidade de diferentes tipos de conexão permite diferentes estruturas e variantes de Rede Neural (Tafner, 1998).

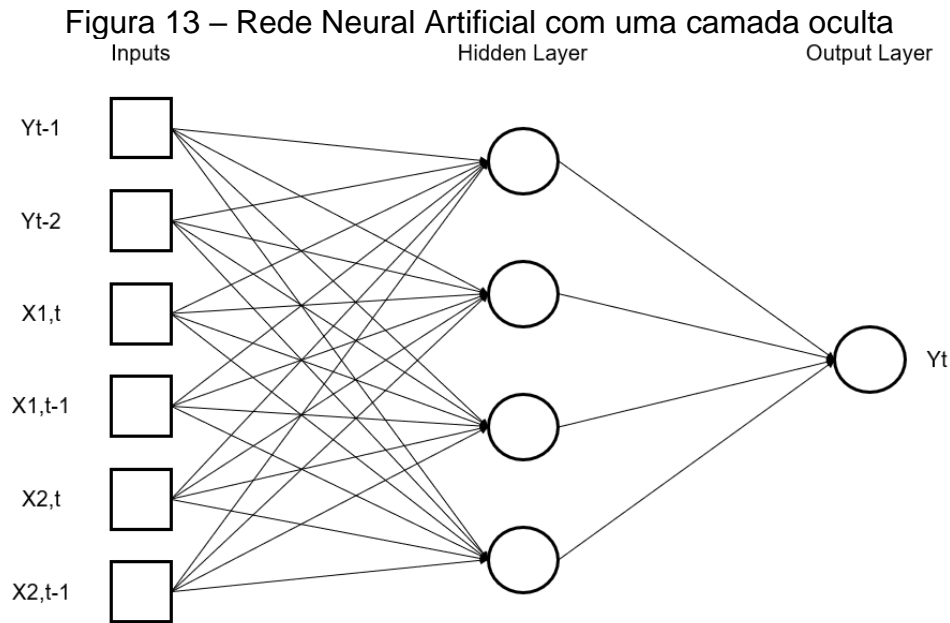
Figura 12 – Neurônio artificial



Fonte: Tafner (1998)

Montgomery, Jennings e Kulahci (2011) apontam que a estrutura de rede mais comum envolve três camadas: i) *inputs* (entradas), onde se localizam os preditores originais; ii) *hidden layer* (camada oculta), constituída de variáveis organizadas; iii) *outputs* (saídas), onde estão as respostas. As variáveis que compõem cada camada são chamadas de nós e transformam as entradas recebidas

a partir de funções de transferência ou ativação antes de enviar as informações para as camadas seguintes (Montgomery; Jennings; Kulahci, 2011). Existem três tipos básicos de função de ativação: função de limiar, função linear por partes e função sigmóide (Haykin, 2001).



Fonte: Elaborado pelo autor com dados extraídos de Montgomery; Jennings; Kulahci (2011)

Pellegrini (2000) define que as Redes Neurais têm como propriedade mais relevante a capacidade de “aprender”, reconhecendo padrões e regularidades nos dados, estando apta a melhorar seu desempenho após o aprendizado. O método tradicional para o processo de aprendizagem de uma rede é a modificação dos pesos sinápticos de uma forma ordenada com o intuito de alcançar um objetivo determinado e, a partir disso, extrapolar para um comportamento futuro (Haykin, 2001; Pellegrini, 2000). Campos (2008) ainda pontua que as RNAs têm a capacidade de generalização, ao ser capaz de apresentar soluções para dados distintos daqueles usados na etapa de treinamento.

Existem dois processos de aprendizagem, o supervisionado, em que cada treino é acompanhado por um valor desejado e já determinado, e o não-supervisionado, no qual a tarefa de aprendizagem é descobrir correlações entre os exemplos de treino. Ao longo do processo, os pesos associados a cada entrada são alterados de forma iterativa até que se atinja um valor próximo ao desejado ou até que se percorra todas as iterações. Fica a cargo do algoritmo de aprendizagem

julgar a qualidade do peso e as adaptações que esse deverá sofrer nas iterações seguintes (Rauber, 2005).

Podem ser citados como benefícios das Redes Neurais Artificiais a adaptabilidade, mapeamento de entrada-saída, não-linearidade, tolerância a falhas e implementação potencialmente rápida pela tecnologia VLSI (*very-large-scale-integration*) (Haykin, 2001).

#### 2.5.4 Métricas de erros

Com o intuito de comparar os modelos utilizados, no quesito de desempenho, se faz importante quantificar a qualidade da predição obtida (Campos, 2008). Erros de predição quantificam a diferença entre os valores observados e os valores obtidos a partir dos modelos de previsão (Hyndman; Koehler, 2006). Parmezan (2016) ainda afirma que a avaliação do desempenho é tão importante quanto análise da distribuição gráfica dos erros, visto que esses precisam compor um padrão aleatório e não uniforme.

Os autores destacam as principais medidas de erros de predição, das quais, algumas serão apresentadas nas seções subsequentes.

##### 2.5.4.1 MAE (*Mean Absolute Error*)

O MAE calcula a média absoluta dos erros a partir do módulo da diferença entre os valores observados e os valores dos modelos. Quanto menor a média absoluta, melhores os resultados. Esta medida é menos sensível a valores discrepantes (outliers).

A Equação 18 a seguir apresenta a forma de cálculo:

$$MAE = \frac{1}{h} \sum_{k=1}^h |y(k) - y'(k)|, \quad (18)$$

Onde:

$h$  = horizonte de predição;

$y(k)$  = valor observado em  $k$ ;

$y'(k)$  = valor previsto em  $k$ .

#### 2.5.4.2 RMSE (Root Mean Square Error)

O RMSE realiza a raiz quadrada da média das diferenças entre valores observados e obtidos, elevado ao quadrado. Dessa forma, pelo fato de contar com o uso da potenciação, as maiores diferenças aumentam e se destacam, se comparadas aos erros menores.

A definição do cálculo é apresentada na Equação 19:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{h} \sum_{k=1}^h (y(k) - y'(k))^2}, \quad (19)$$

Onde:

$h$  = horizonte de predição;

$y(k)$  = valor observado em  $k$ ;

$y'(k)$  = valor previsto em  $k$ .

#### 2.5.4.3 MAPE (Mean Absolute Percent Error)

A média absoluta percentual dos erros independe de escala e é usada para comparar a performance em diferentes escalas de tempo. É um valor percentual que retorna a média da divisão do erro em um momento pelo valor observado nesse mesmo momento, em módulo. Essa medida possui uma deficiência em valores da ST iguais a zero, pois, nesses casos, ocorrerá uma divisão imprópria por zero.

É representado matematicamente pela Equação 20:

$$MAPE = \frac{1}{h} \sum_{k=1}^h \left| \frac{y(k) - y'(k)}{y(k)} \right| \times 100, \quad (20)$$

Onde:

$h$  = horizonte de predição;

$y(k)$  = valor observado em  $k$ ;

$y'(k)$  = valor previsto em k.

#### 2.5.4.4 MASE (Mean Absolute Scaled Error)

Essa medida calcula a média absoluta da divisão do erro da previsão, pela média dos erros na amostra do método de “previsão ingênua” (caminhada aleatória). Assim, se o resultado for menor do que 1, entende-se que o modelo possui erros menores do que a “previsão ingênua”.

O MASE é calculado pela Equação (21):

$$MASE = \frac{1}{h} \sum_{k=1}^h \left| \frac{y(k) - y'(k)}{\frac{1}{h-1} \sum_{i=2}^h |y(i) - y(i-1)|} \right|, \quad (21)$$

Onde:

$h$  = horizonte de previsão;

$y(k)$  = valor observado em k/i;

$y'(k)$  = valor previsto em k.

### 3 METODOLOGIA

Neste capítulo é descrita a caracterização da pesquisa do ponto de vista da natureza, da forma de abordagem do problema, dos propósitos e dos procedimentos utilizados, de acordo com a classificação definida por Silva e Menezes (2005). Além disso, são retratadas a explicação das ferramentas utilizadas ao longo da pesquisa e o detalhamento das etapas.

#### 3.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA

A pesquisa em questão, do ponto de vista da sua natureza, pode ser classificada como uma pesquisa aplicada, visto que busca encontrar respostas para problemas específicos e aplicados (Silva; Menezes, 2005). No eixo do propósito da pesquisa são levados em consideração os objetivos da pesquisa, que envolvem avaliar e projetar o comportamento de compra de consumidores. Sendo assim, pode-se classificar como pesquisa explicativa, já que a preocupação central é identificar fatores que contribuem para o acontecimento de fenômenos, nesse caso, a procura pela compra de energia (Gil, 2002).

Com relação à forma de abordagem do problema, como a realização deste estudo consiste na coleta e análise de dados por meio de modelos matemáticos define-se a pesquisa como quantitativa, uma vez que utiliza recursos e técnicas estatísticas para traduzir em números opiniões e informações (Silva; Menezes, 2005).

Quanto aos procedimentos técnicos utilizados, em concordância com a justificativa para classificação de pesquisa explicativa, este estudo se encaixa como pesquisa experimental, uma vez que vai ao encontro da definição de Gil (2002). O autor estabelece que trabalhos com essa classificação envolvem, essencialmente, a determinação de um objeto de estudo, seleção das variáveis capazes de influenciá-lo, definição das formas de controle e de observação dos resultados produzidos entre variável e objeto.

A área de estudo também pode ser determinada levando em conta as áreas da Engenharia de Produção definidas pela ABEPRO (2023). Dessa forma, além das caracterizações descritas acima, a pesquisa se encontra na área de Engenharia Econômica, com foco na Gestão Econômica e de Riscos.

### 3.2 DESENVOLVIMENTO DA PESQUISA

Para atingir o objetivo do presente estudo foram aplicadas ferramentas com dois tipos de abordagem. Em um primeiro momento buscou-se encontrar relações de causalidade entre a variável dependente, aqui chamada de Oportunidades de Vendas Recebidas, e outras variáveis independentes que foram selecionadas a partir de entrevistas com especialistas da área. As relações de causalidade foram separadas em dois tipos, causalidade defasada e causalidade contemporânea. Para a primeira, foram utilizados Vetores Autorregressivos (VAR) visando verificar a existência ou não de causalidade e com quantas defasagens isso ocorria. As apurações foram realizadas de maneira separada, sendo aplicado o método uma vez para cada conjunto analisado, composto de uma variável independente e a dependente. Para a causalidade contemporânea foi realizada uma regressão linear com as observações das séries temporais estudadas. Foi seguida a mesma lógica de apuração de maneira separada.

Em um segundo momento foram utilizados 4 métodos de previsão para projetar a série de Oportunidades recebidas com base nela mesma. Por fim, os resultados obtidos nas projeções foram avaliados com base em métricas de erros com o intuito de identificar o melhor método de previsão para a série estudada.

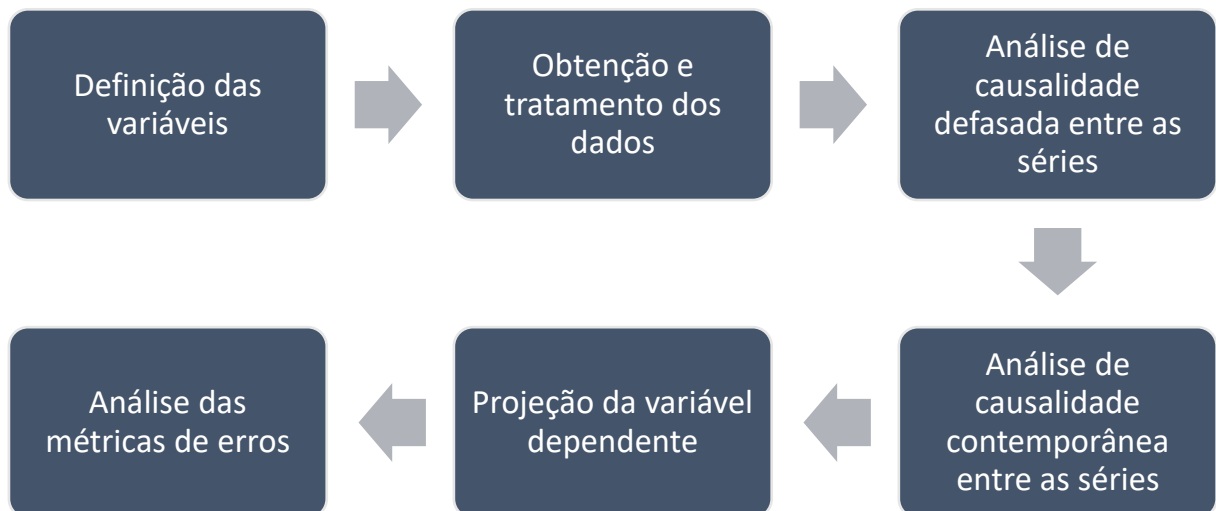
A variável dependente reúne o número de Oportunidades de Venda de energia da empresa objeto de estudo, dentro da sua subsidiária de comercialização de energia. De maneira geral as Oportunidades de Venda podem ter origem em prospecções ativas (busca por potenciais clientes) ou recebimento passivo de pedido de compra de energia. Esse pedido pode ter origem por parte de clientes ou de gestoras de energia, que representam consumidores no processo de aquisição de energia no Mercado Livre. Os pedidos são registrados no Software de Customer Relationship Management (CRM) da companhia quando se inicia a negociação com o cliente e não indicam a concretização da venda.

A escolha dessa variável passa pela premissa de que, para analisar e projetar o comportamento de compra de energia, deve-se analisar o número de Oportunidades de Vendas, de modo que, se esse número aumenta, indica que os clientes estão mais propensos à compra. Do mesmo modo, caso esse número abaixe, é um indicativo de que o comportamento dos clientes não evidencia uma

tendência à compra. Esses dados foram extraídos considerando alguns filtros: i) negociações de venda de energia no ACL, desconsiderando Mercado Regulado, venda de outros produtos e compra de energia por parte da própria empresa; ii) Oportunidades de longo prazo, desconsiderando transações no Mercado de Curto Prazo; iii) o consumidor livre como cliente final, desconsiderando transações com outras comercializadoras. As observações possuem uma granularidade mensal, compreendidas entre novembro de 2018 e julho de 2023 e compõem a série temporal dependente, variável quantitativa a ser estudada nesta pesquisa.

Todo desenvolvimento e aplicação das ferramentas se deu através do *software* R, juntamente com pacotes e bibliotecas presentes. As etapas descritas na Figura 14 elucidam os passos necessários para a realização do estudo:

Figura 14 – Etapas realizadas



Fonte: elaborado pelo autor

### 3.2.1 Etapa 1: Definição das variáveis

Além da definição da variável dependente, já explicada na seção anterior, foi necessário selecionar um determinado número de variáveis independentes que poderiam, de alguma forma, impactar no comportamento de compra dos clientes,



com base na opinião de especialistas da área. Ainda que as apurações de causalidade foram realizadas separadamente, buscou-se levantar apenas 6 variáveis independentes, visando uma melhor delimitação do estudo. Essas variáveis foram divididas em 2 grupos: dados do mercado de energia e dados macroeconômicos.

Para o último grupo foram selecionadas as seguintes variáveis: i) Taxa de Juros Selic, que é a taxa média praticada nas operações com títulos públicos (Banco Central do Brasil, 2023); ii) Produto Interno Bruto (PIB), que corresponde ao somatório de todos os bens e serviços finais de um país (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2023a); iii) Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA), que é um índice de preço considerado para o cálculo da inflação (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2023b). As justificativas pela escolha dessas variáveis decorrem das entrevistas e da prática observada no cotidiano da empresa em questão. Em estudos realizados pela própria organização, mas também pela EPE, são evidenciadas relações entre os dados vinculados à economia e a carga de energia elétrica do país, sendo o PIB, por exemplo, utilizado como premissa em projeções de curto e médio prazo (Empresa de Pesquisa Energética, 2023d). Além disso, o IPCA também é comumente levado em conta nos contratos firmados no ACL.

Já para os dados do mercado de energia considerou-se uma variável que representava o Consumo de energia dos Consumidores Livres e Especiais, uma outra que representava o preço da energia no curto prazo e uma terceira que correspondia ao preço no longo prazo.

### **3.2.2 Etapa 2: Obtenção e tratamento dos dados**

A obtenção das variáveis macroeconômicas se deu através do Sistema Gerenciador de Séries Temporais, do Banco Central. Foram selecionadas as seguintes séries temporais:

- a) PIB mensal entre 01/2018 e 06/2023 (R\$ milhões);
- b) IPCA mensal entre 01/2018 e 06/2023 (var. % mensal);
- c) Taxa Selic acumulada no mês entre 01/2018 e 08/2023 (% a.m).

As fontes são, respectivamente: Departamento Econômico do Banco Central, IBGE e Departamento de Operações do Mercado Aberto do Banco Central. Após a extração dos dados não foi necessário nenhum tratamento.

Para a variável de Consumo, utilizou-se do conjunto de dados individuais mensais disponibilizados pela CCEE, chamado de InfoMercado. Foram extraídas as versões mais atualizadas de cada ano desde 2018. Com as 6 planilhas baixadas foi inserido em uma outra planilha o somatório de consumo dos agentes Consumidor Especial e Livre em cada mês, formando as observações mensais da série temporal de Consumo. A Tabela 4 traz o exemplo da versão mais atualizada de 2023, no momento da realização da pesquisa, com o consumo por classe do agente.

Tabela 4 – Consumo por classe do agente

Tabela 002 - Consumo no centro de gravidade por classe de perfil de agente - MW médios (TRCa,s,j)					
Classe do Agente	jan.-23	fev.-23	mar.-23	abr.-23	mai.-23
Autoprodutor	1.955,641	2.004,947	1.992,684	2.029,679	2.085,926
Consumidor Especial	1.964,491	2.071,977	2.241,088	2.047,973	2.049,829
Consumidor Livre	20.093,857	21.129,368	21.558,051	20.542,149	20.729,259
Distribuidor	44.264,973	45.844,846	46.373,640	41.949,434	41.360,478
Gerador					
Comercializador	237,836	268,885	294,026	261,468	269,507
Exportador	1.168,478	1.483,538	1.812,675	1.637,213	1.055,388
Produtor Independente					
<b>TOTAL</b>	<b>69.685,276</b>	<b>72.803,560</b>	<b>74.272,164</b>	<b>68.467,917</b>	<b>67.550,387</b>
	22.058,348	23.201,345	23.799,139	22.590,123	22.779,088

Fonte: Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (2023e)

A série temporal correspondente ao preço de energia no longo prazo foi obtida através da Dcide, uma empresa dedicada ao desenvolvimento de soluções de informação para o setor elétrico. O serviço, contratado pela empresa objeto do estudo, disponibiliza em uma plataforma colaborativa as referências dos preços negociados nas operações de compra e venda de energia a futuro (Dcide, 2023a, 2023b). Essas informações são disponibilizadas com uma periodicidade semanal e apresentam os indicativos de preço para o próprio ano em que ocorre a negociação até 4 anos depois, também chamado de horizonte A+0 até A+4. Foi necessário tratar os dados a fim de utilizá-los no formato mensal. Dessa forma, os preços de cada semana, de 01/2018 a 07/2023, foram extraídos em uma planilha e sintetizados em médias mensais, com intuito de se obter a média dos preços negociados em cada mês para os horizontes citados. Por fim, para cada mês de referência foi calculada a média dos preços nos horizontes A+2, A+3 e A+4, resultando em um único valor de

preço no longo prazo, compondo as observações mensais da série independente nomeada DCIDE.

A última variável independente, representando o preço no curto prazo, é o Preço de Liquidação das Diferenças (PLD) que valora o Mercado de Curto Prazo (MCP). A disponibilização desse dado também é feita pela CCEE e é segmentada pelos 4 submercados do setor elétrico: Sudeste, Sul, Nordeste e Norte. Devido a maior representatividade da região Sudeste, foram escolhidos os valores desse submercado, entre janeiro de 2018 e julho de 2023, para equivaler às observações da série temporal PLD.

O Quadro 1 apresenta um resumo das variáveis independentes obtidas antes do tratamento.

Quadro 1 – Variáveis independentes obtidas

<b>Variável Independente</b>	<b>Granularidade</b>	<b>Período extraído</b>	<b>Fonte</b>
Produto Interno Bruto (PIB)	Mensal	Entre janeiro de 2018 e junho de 2023	Banco Central do Brasil/Depec
Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA)	Mensal	Entre janeiro de 2018 e junho de 2023	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
Taxa Selic	Mensal	Entre janeiro de 2018 e agosto de 2023	Banco Central do Brasil/Demab
Consumo de energia elétrica	Mensal	Entre janeiro de 2018 e maio de 2023	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
Preço de Longo Prazo (DCIDE)	Semanal	Entre janeiro de 2018 e julho de 2023	Dcide
Preço de Liquidação das Diferenças (PLD)	Mensal	Entre janeiro de 2018 e julho de 2023	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica

Fonte: elaborado pelo autor

### 3.2.3 Etapa 3: Análise de causalidade defasada entre as séries

Na análise de causalidade defasada foram realizados 6 ensaios, um para cada conjunto de uma variável independente com a dependente. Para cada um desses ensaios era aplicado o seguinte procedimento:

- a) Verificação de estacionariedade com testes ADF e KPSS;
- b) Aplicação de diferenças nas séries não-estacionárias;
- c) Seleção das defasagens de maior impacto através de equações do VAR em diferentes defasagens;
- d) Decomposição da variância nas defasagens de maior impacto.

Para definir a condição de estacionariedade das séries os testes ADF e KPSS podem atingir um *p-value* máximo de 10%. Caso esse valor seja ultrapassado é necessário aplicar o método das diferenças nas séries não-estacionárias.

Com a garantia da condição das séries estacionárias, foram geradas equações do VAR para diferentes defasagens, tendo como objetivo encontrar as defasagens com maior impacto. Essa constatação é feita através da análise dos *p-values* e R-quadrado ajustado de cada equação, sendo o *p-value* menor do que 0,1 e o maior R-quadrado ajustado encontrado, os valores que aprovavam a utilização da defasagem.

Posteriormente, foram realizadas análise da decomposição da variância com as defasagens aprovadas nas equações do VAR. O objetivo é avaliar o quanto a variável independente conseguia explicar a variância da dependente em até 10 períodos.

#### **3.2.4 Etapa 4: Análise de causalidade contemporânea entre as séries**

A determinação de causalidade contemporânea se deu de maneira similar à etapa anterior, tendo igualmente a realização de 6 ensaios com as variáveis e verificação de estacionariedade das séries nos primeiros passos do procedimento. Em seguida aplicou-se o modelo de regressão linear entre as duas séries temporais em questão para cada ensaio e analisou-se o *p-value*. Caso esse seja menor do que 10%, indica que o modelo de regressão é ajustado e que há correlação entre as séries. No último passo são analisados os resíduos do modelo, que devem apresentar um padrão normalizado.

### 3.2.5 Etapa 5: Projeção da variável dependente

Tendo identificadas as relações de causalidade, contemporânea e defasada, entre as séries, utilizou-se de modelos de previsão para projetar a série temporal de Oportunidades de Vendas Recebidas. Para tal, foi feita a decomposição da variável dependente nas componentes de tendência, sazonalidade e aleatoriedade, com o objetivo de compreender as características da série. Logo após isso foram aplicados os 4 modelos de previsão escolhidos: Redes Neurais Artificiais, Holt-Winters Aditivo, Holt-Winters Multiplicativo e ARIMA.

### 3.2.6 Etapa 6: Análise das métricas de erros

Na etapa final deste estudo foi medida a acurácia dos modelos de previsão aplicados a partir das métricas de erros. Foram selecionadas 4 métricas para avaliação dos resultados projetados com base nos observados: o MAE (*Mean Absolute Error*), o RMSE (*Root Mean Square Error*), o MAPE (*Mean Absolute Percent Error*) e o MASE (*Mean Absolute Scaled Error*). Foi escolhido o modelo de previsão que apresentou os menores erros e, por consequência, a melhor acurácia.

## 4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Nesta presente seção são apresentados os resultados obtidos a partir das etapas elucidadas na metodologia. Foi utilizado o *software* de programação R com adição à biblioteca os pacotes “*forecast*”, “*urca*”, “*tseries*”, “*vars*”, “*lmtest*” e “*nortest*”. Os dados de resposta são analisados para encontrar as relações de causalidade e determinar o melhor modelo de previsão da série temporal estudada.

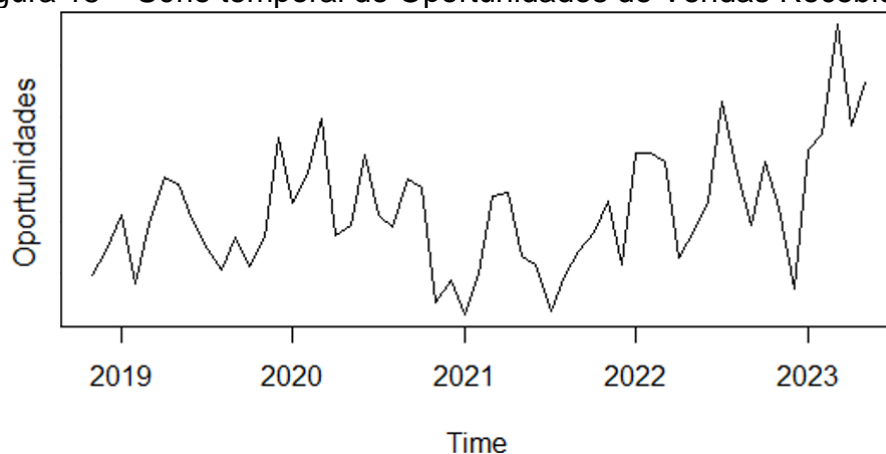
### 4.1 IDENTIFICAÇÃO DE CAUSALIDADES

Aqui serão apuradas as informações resultantes da aplicação das ferramentas de identificação de causalidades. As análises são divididas em dois tópicos: Vetores Autorregressivos, para análise defasada, e Regressão Linear, para análise contemporânea.

#### 4.1.1 Vetores Autorregressivos

Como definido na seção anterior, a variável dependente é uma série temporal composta pelo número de Oportunidades mensais recebidas pela empresa objeto de estudo. Os valores da série vão de novembro de 2018 até julho de 2023, entretanto, como a série independente Consumo de energia elétrica possui valores até maio de 2023, utilizou-se o período de 11/2018 a 05/2023 para todas as análises, com exceção do PLD, que será explicado em um tópico à parte. A Figura 15 traz o gráfico da série de Oportunidades.

Figura 15 – Série temporal de Oportunidades de Vendas Recebidas



Fonte: elaborado pelo autor

O primeiro passo do procedimento é a verificação da estacionariedade da série. As Figuras 16 e 17 mostram que a série original não é estacionária pois apresenta valores maiores do que 0,1 e, por conta disso, precisou da aplicação da primeira diferença.

Figura 16 – Teste ADF para série de Oportunidades

Augmented Dickey-Fuller Test
data: Oportunidades
Dickey-Fuller = -2.5275, Lag order = 3, p-value = <b>0.362</b>
alternative hypothesis: stationary

Fonte: elaborado pelo autor

Figura 17 – Teste KPSS para série de Oportunidades

#####
# KPSS Unit Root / Cointegration Test #
#####
The value of the test statistic is: <b>0.4268</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Com a primeira diferença aplicada os testes são repetidos para garantir a condição necessária. A Tabela 5 apresentam os resultados dos testes para a série diferenciada.

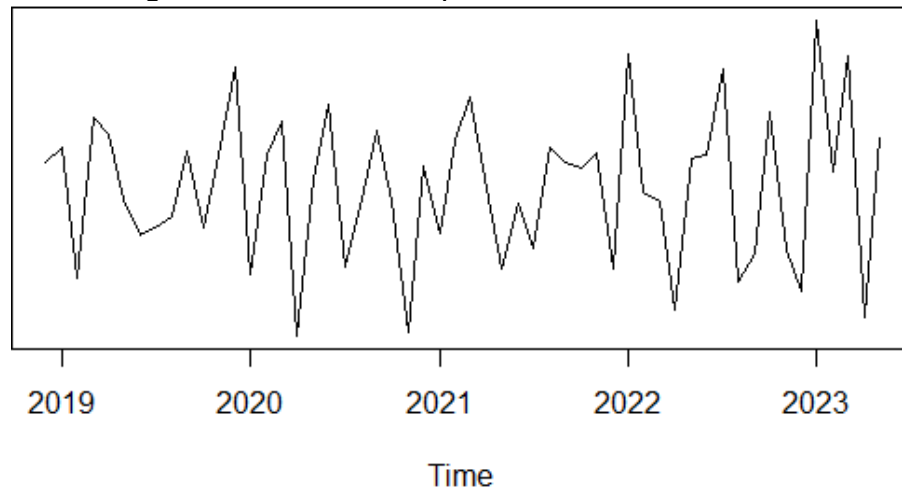
Tabela 5 – Testes para série de Oportunidades diferenciada

Série	Testes	
	ADF	KPSS
Oppsdiff	0,01	0,0679

Fonte: elaborado pelo autor

Pode ser observado que a série diferenciada foi aprovada nos dois testes já que apresentou *p-values* menores do que 0,1. Com a condição de série estacionária atingida iniciam-se as análises de causalidade entre as variáveis. A Figura 18 apresenta o gráfico da série de Oportunidades diferenciada.

Figura 18 – Série de Oportunidades diferenciada



Fonte: elaborado pelo autor

#### 4.1.1.1 Produto Interno Bruto (PIB)

A primeira variável analisada foi o Produto Interno Bruto (PIB), com valores de novembro de 2018 a maio de 2023. Os testes ADF e KPSS foram utilizados, como mostra a Tabela 6. Também houve reprovação da série PIB original nos testes e, assim, ela precisou ser diferenciada para ser aprovada.

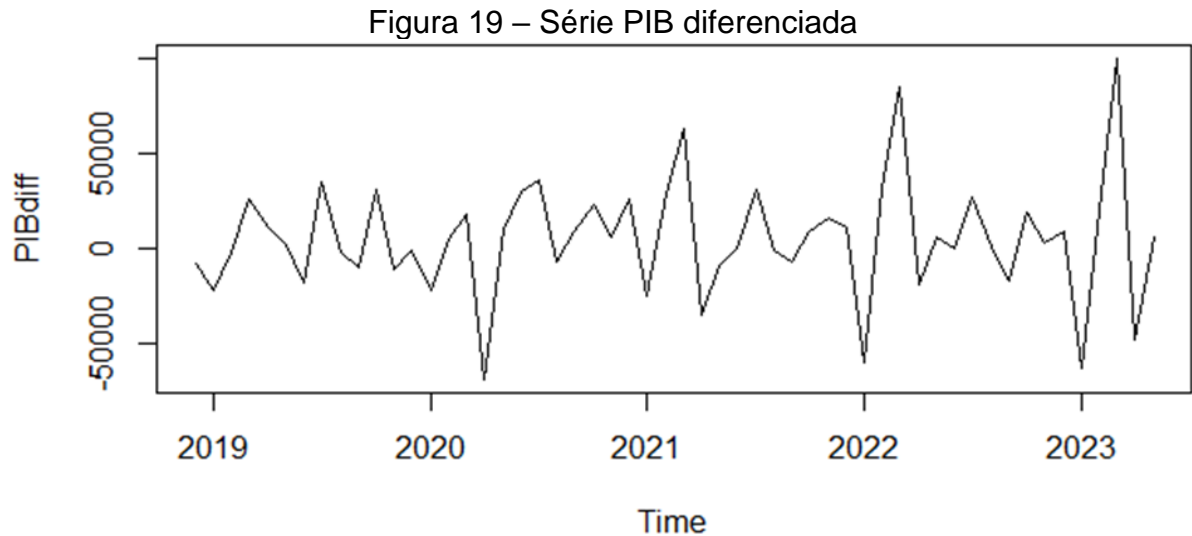
Tabela 6 – Testes para série PIB e PIB diferenciada

Séries	Testes	
	ADF	KPSS
PIB	<b>0,6013</b>	<b>1,4105</b>
PIBdiff	0,01	0,1245

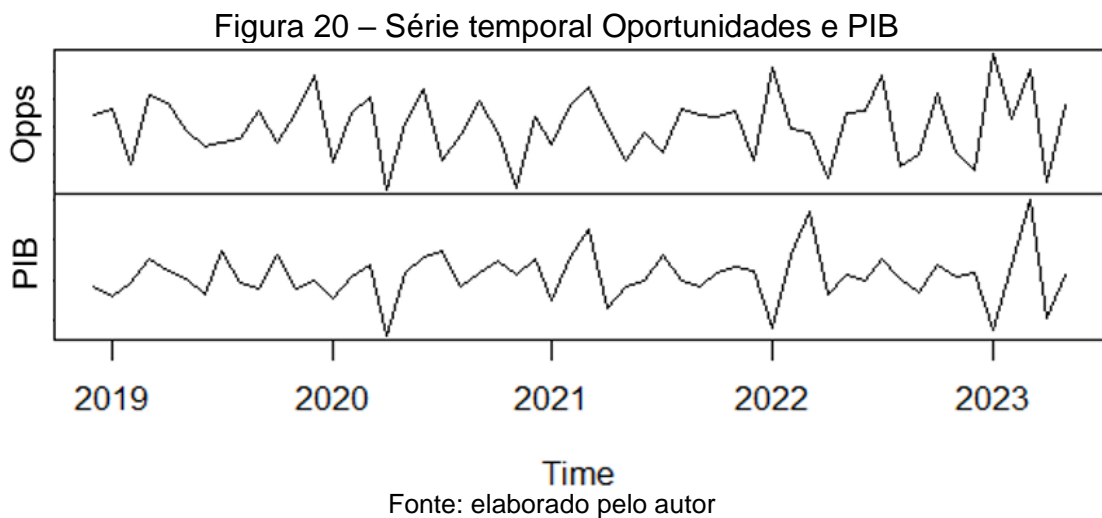
Fonte: elaborado pelo autor

A aplicação da primeira diferença resultou na aprovação do teste ADF, mas isso não ocorreu para o teste KPSS. Como a não confirmação de estacionariedade se deu por menos de 0,03 e em apenas um teste, decidiu-se seguir com apenas uma diferença. A Figura 19 mostra o gráfico dessa série.





Para a realização das análises do VAR é necessária a criação de uma série temporal que une as duas séries. A Figura 20 apresenta essa nova série.



Com esse novo conjunto de dados são criadas as equações do VAR para descobrir a existência das defasagens de maior impacto na série de Oportunidades. Foram realizadas diversas simulações com equações contendo diferentes defasagens e no fim duas equações foram selecionadas, uma defasada duas vezes (*lag 2*) e outra defasada seis vezes (*lag 6*). As Tabela 7 e 8 trazem os *p-values* para as defasagens dessas equações.

Tabela 7 – Equação do VAR de Oportunidades vs PIB (*lag* 2)

Estimation results for equation Oportunidades5diff:				
=====				
Oportunidades5diff = Oportunidades5diff.l1 + PIBdiff.l1 + Oportunidades5diff.l2 + PIBdiff.l2 + const				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Oportunidades5diff.l1	-0.3606004	0.1388492	-2.597	<b>0.0125</b> *
PIBdiff.l1	-0.0004049	0.0002521	-1.606	<b>0.1150</b>
Oportunidades5diff.l2	-0.2443906	0.1388277	-1.760	<b>0.0848</b> .
PIBdiff.l2	-0.0004229	0.0002611	-1.620	<b>0.1119</b>
const	9.1215373	7.8262898	1.165	0.2497
---				
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 53.92 on 47 degrees of freedom				
Multiple R-Squared: 0.2283, Adjusted R-squared: <b>0.1626</b>				
F-statistic: 3.476 on 4 and 47 DF, p-value: 0.01442				

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 8 – Equação do VAR de Oportunidades vs PIB (*lag* 6)

Estimation results for equation Oportunidades5diff:				
=====				
Oportunidades5diff = Oportunidades5diff.l1 + PIBdiff.l1 + Oportunidades5diff.l2 + PIBdiff.l2 + Oportunidades5diff.l3 + PIBdiff.l3 + Oportunidades5diff.l4 + PIBdiff.l4 + Oportunidades5diff.l5 + PIBdiff.l5 + Oportunidades5diff.l6 + PIBdiff.l6 + const				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Oportunidades5diff.l1	-5.041e-01	1.647e-01	-3.061	<b>0.00422</b> **
PIBdiff.l1	-4.215e-04	3.062e-04	-1.376	0.17742
Oportunidades5diff.l2	-3.948e-01	1.671e-01	-2.363	<b>0.02383</b> *
PIBdiff.l2	-5.440e-04	3.282e-04	-1.658	<b>0.10634</b>
Oportunidades5diff.l3	-3.555e-01	1.755e-01	-2.026	<b>0.05049</b> .
PIBdiff.l3	-6.124e-07	3.838e-04	-0.002	0.99874
Oportunidades5diff.l4	-4.156e-01	1.865e-01	-2.229	<b>0.03236</b> *
PIBdiff.l4	-3.412e-04	3.666e-04	-0.931	0.35844
Oportunidades5diff.l5	-5.206e-01	1.893e-01	-2.750	<b>0.00936</b> **
PIBdiff.l5	-1.015e-04	3.428e-04	-0.296	0.76886
Oportunidades5diff.l6	-8.012e-02	1.831e-01	-0.438	0.66443
PIBdiff.l6	-5.761e-04	3.361e-04	-1.714	<b>0.09539</b> .
const	1.661e+01	1.020e+01	1.628	0.11255
---				
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 51.7 on 35 degrees of freedom				
Multiple R-Squared: 0.441, Adjusted R-squared: <b>0.2494</b>				
F-statistic: 2.301 on 12 and 35 DF, p-value: 0.02738				

Fonte: elaborado pelo autor

É possível perceber que a equação de Oportunidades com duas defasagens apresentou valores próximos ao 10% para o PIB com uma e duas defasagens. O R-quadrado ajustado do modelo apresentou um valor de 0,1626. Na equação do VAR de Oportunidades com *lag* 6 o PIB com uma defasagem aumenta seu *p-value*,

enquanto os valores de duas e seis defasagens são aprovados com valores abaixo ou igual ao nível de significância. Nota-se que entre os dois modelos o que apresentou o melhor valor de R-quadrado ajustado foi o com seis defasagens, com um valor de 0,2494. Ressalta-se também que em diversos momentos os valores de Oportunidade defasados foram aprovados, indicando a capacidade da própria série se explicar.

Os *lags* 1, 2 e 6 foram selecionados para a realização da decomposição da variância. As Tabelas 9, 10 e 11 apresentam as respostas.

Tabela 9 – Decomposição da variância: PIB vs Oportunidades (*lag* 1)

\$oportunidades5diff Lag 1		
	oportunidades5diff	PIBdiff
[1,]	1.0000000	0.0000000
[2,]	0.9620114	0.03798858
[3,]	0.9541766	0.04582343
[4,]	0.9533647	0.04663531
[5,]	0.9533125	0.04668749
[6,]	0.9533106	0.04668945
[7,]	0.9533105	0.04668947
[8,]	0.9533105	0.04668947
[9,]	0.9533105	0.04668947
[10,]	0.9533105	<b>0.04668947</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 10 – Decomposição da variância: PIB vs Oportunidades (*lag* 2)

\$oportunidades5diff Lag 2		
	oportunidades5diff	PIBdiff
[1,]	1.0000000	0.0000000
[2,]	0.9660445	0.03395551
[3,]	0.9627148	0.03728518
[4,]	0.9243754	0.07562459
[5,]	0.9235312	0.07646880
[6,]	0.9128194	0.08718063
[7,]	0.9105659	0.08943414
[8,]	0.9093252	0.09067476
[9,]	0.9084533	0.09154670
[10,]	0.9083840	<b>0.09161597</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 11 – Decomposição da variância: PIB vs Oportunidades (*lag* 6)

	\$oportunidades5diff Lag 6	
	Oportunidades5diff	PIBdiff
[1,]	1.0000000	0.0000000
[2,]	0.9627613	0.03723866
[3,]	0.9551756	0.04482440
[4,]	0.8927603	0.10723974
[5,]	0.8764570	0.12354300
[6,]	0.8771098	0.12289016
[7,]	0.8732243	0.12677572
[8,]	0.8480039	0.15199605
[9,]	0.8462149	0.15378513
[10,]	0.8196076	<b>0.18039236</b>

Fonte: elaborado pelo autor

A partir dos resultados da decomposição da variância pode-se perceber que o PIB com seis defasagens foi a variável que mais conseguiu explicar a variância da série de Oportunidades em até 10 períodos, com 18,04%. O PIB com *lag* 1 foi o que menos soube explicar a variável dependente.

O modelo do PIB com *lag* 6 foi o que melhor soube explicar a série de Oportunidades, com um R-quadrado ajustado de 0,2494 no VAR e duas defasagens aceitas, além de 18,04% de explicação no décimo período na decomposição da variância. Por isso, o PIB com 6 defasagens foi a variável escolhida que apresenta maior impacto nas Oportunidades nesse ensaio. Ou seja, o PIB de 6 meses atrás é relevante para o Número de Oportunidades de Venda Recebidas no presente.

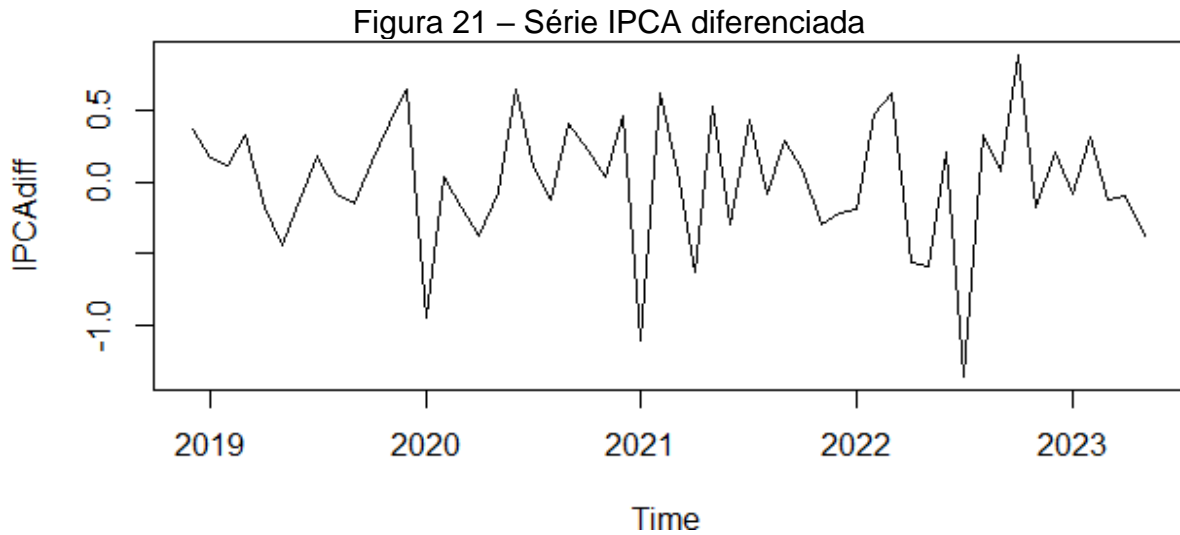
#### 4.1.1.2 Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA)

A segunda variável analisada foi o Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA), com valores entre os mesmos períodos, de novembro de 2018 a maio de 2023. Iniciou-se igualmente com os testes ADF e KPSS sendo utilizados, como mostra a Tabela 12. O resultado do teste de estacionariedade ADF foi aprovado, entretanto, o KPSS foi reprovado com um valor quase 3 vezes maior do que a meta. Por conta disso foi realizada a diferenciação da série IPCA, apresentando, depois da diferenciação, resultados positivos. A Figura 21 traz o gráfico da série IPCA com uma diferença aplicada.

Tabela 12 – Testes para série IPCA e IPCA diferenciada

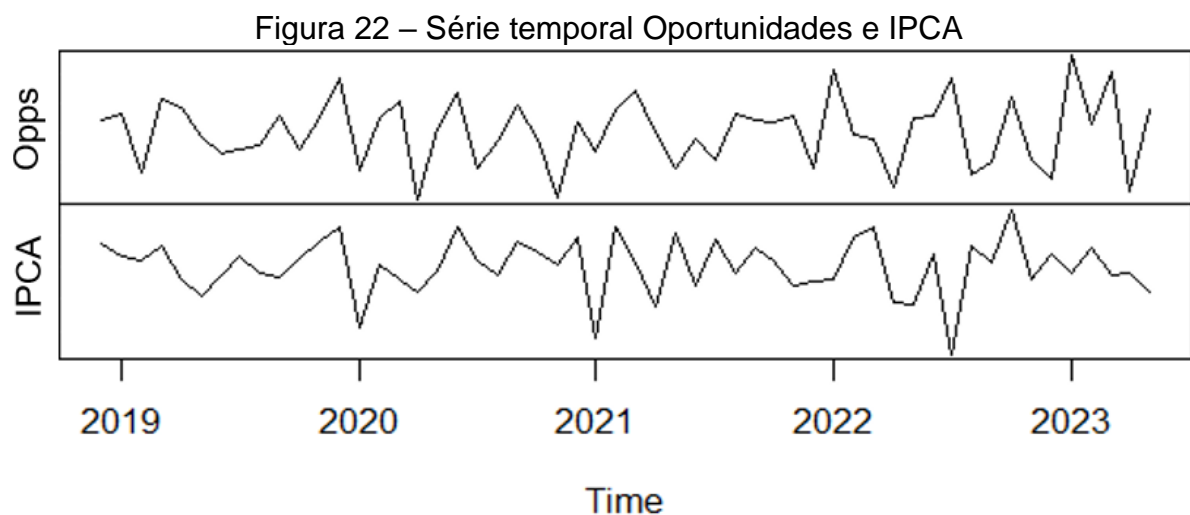
Séries	Testes	
	ADF	KPSS
IPCA	0,0904	<b>0,2994</b>
IPCAdiff	0,01	0,0699

Fonte: elaborado pelo autor



Fonte: elaborado pelo autor

É igualmente criada uma série temporal com a junção dos valores das duas séries que serão estudadas. A Figura 22 apresenta essa nova série.



Fonte: elaborado pelo autor

A partir da simulação de alguns modelos do VAR, 2 foram escolhidos com equações de 2 e 4 defasagens. As Tabela 13 e 14 mostram os resultados das equações junto com seus *p-values* em cada defasagem.

Tabela 13 – Equação do VAR de Oportunidades vs IPCA (*lag* 2)

Estimation results for equation Oportunidades2diff:				
=====				
Oportunidades2diff = Oportunidades2diff.l1 + IPCAdiff.l1 + Oportunidades2diff.l2 + IPCAdiff.l2 + const				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Oportunidades2diff.l1	-0.3439	0.1358	-2.532	<b>0.0148</b> *
IPCAdiff.l1	-2.7107	18.0435	-0.150	0.8812
Oportunidades2diff.l2	-0.2553	0.1400	-1.824	<b>0.0745</b> .
IPCAdiff.l2	<b>-32.7324</b>	<b>17.9276</b>	<b>-1.826</b>	<b>0.0742</b> .
const	4.9913	7.5940	0.657	0.5142
---				
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 54.42 on 47 degrees of freedom				
Multiple R-Squared: 0.2139, Adjusted R-squared: <b>0.147</b>				
F-statistic: 3.197 on 4 and 47 DF, p-value: 0.02108				

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 14 – Equação do VAR de Oportunidades vs IPCA (*lag* 4)

Estimation results for equation oportunidades2diff:				
=====				
Oportunidades2diff = Oportunidades2diff.l1 + IPCAdiff.l1 + Oportunidades2diff.l2 + IPCAdiff.l2 + Oportunidades2diff.l3 + IPCAdiff.l3 + Oportunidades2diff.l4 + IPCAdiff.l4 + const				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Oportunidades2diff.l1	-0.3925	0.1489	-2.636	<b>0.0118</b> *
IPCAdiff.l1	-0.4495	18.2515	-0.025	0.9805
Oportunidades2diff.l2	-0.2951	0.1554	-1.900	<b>0.0645</b> .
IPCAdiff.l2	<b>-31.9151</b>	<b>18.7328</b>	<b>-1.704</b>	<b>0.0960</b> .
Oportunidades2diff.l3	-0.2300	0.1562	-1.472	0.1486
IPCAdiff.l3	17.3306	19.0476	0.910	0.3682
Oportunidades2diff.l4	-0.1775	0.1505	-1.179	0.2451
IPCAdiff.l4	<b>31.8409</b>	<b>18.5638</b>	<b>1.715</b>	<b>0.0939</b> .
const	5.4375	7.7174	0.705	0.4851
---				
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 53.74 on 41 degrees of freedom				
Multiple R-Squared: 0.3, Adjusted R-squared: <b>0.1634</b>				
F-statistic: 2.197 on 8 and 41 DF, p-value: 0.04779				

Fonte: elaborado pelo autor

O modelo do VAR com 2 defasagens obteve aprovação do IPCA de *lag* 2 com um *p-value* de 0,0742 e um R-quadrado ajustado de 0,147. Já a equação que leva em conta até 4 defasagens teve, além do IPCA de *lag* 2, a quarta defasagem também aceita com um *p-value* de 0,0939 e um R-quadrado ajustado de 0,1634,

sendo o maior entre os dois modelos. Assim como na análise do PIB, aqui também se percebe a capacidade da série de Oportunidades se explicar nos *lags* 1 e 2.

Os *lags* 2 e 4 foram selecionados para a realização da decomposição da variância. As Tabelas 15 e 16 apresentam as respostas.

Tabela 15 – Decomposição da variância: IPCA vs Oportunidades (*lag* 2)

\$Oportunidades2diff Lag 2		
	Oportunidades2diff	IPCA diff
[1,]	1.0000000	0.0000000000
[2,]	0.9995746	0.0004254081
[3,]	0.9476928	0.0523072349
[4,]	0.9287296	0.0712704085
[5,]	0.9286979	0.0713020644
[6,]	0.9274914	0.0725085999
[7,]	0.9274228	0.0725771512
[8,]	0.9272508	0.0727491643
[9,]	0.9271503	0.0728497225
[10,]	0.9271500	<b>0.0728499541</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 16 – Decomposição da variância: IPCA vs Oportunidades (*lag* 4)

\$Oportunidades2diff Lag 4		
	Oportunidades2diff	IPCA diff
[1,]	1.0000000	0.000000e+00
[2,]	0.9999882	1.181562e-05
[3,]	0.9460290	5.397098e-02
[4,]	0.8728910	1.271090e-01
[5,]	0.8543756	1.456244e-01
[6,]	0.8411547	1.588453e-01
[7,]	0.8411659	1.588341e-01
[8,]	0.8357971	1.642029e-01
[9,]	0.8357724	1.642276e-01
[10,]	0.8343391	<b>1.656609e-01</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Percebe-se, a partir dos resultados, que o IPCA com 4 defasagens apresenta resultados melhores do que aquele com 2 defasagens, sendo capaz de explicar até 16,57% da variância de Oportunidades no décimo período, enquanto o IPCA com *lag* 2 explica apenas 7,28%.

Com uma análise geral pode-se determinar, nesse ensaio, o IPCA com *lag* 4 a defasagem dessa variável que mais causa influência no número de Oportunidades recebidas, já que apresentou o modelo do VAR mais adequado, com o maior R-

quadrado ajustado e mais defasagens aprovadas, e resultados melhores na decomposição da variância. Verifica-se, então, que o IPCA de 4 meses atrás impacta no Número de Oportunidades de Venda de Energia Elétrica no momento presente.

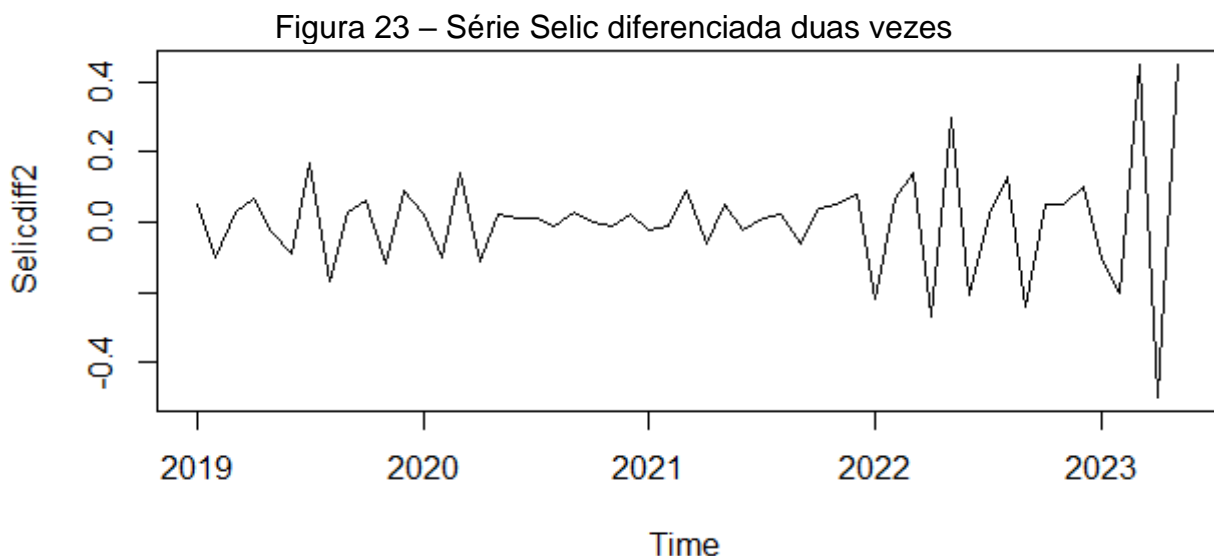
#### 4.1.1.3 Taxa Selic

A taxa Selic foi a terceira variável a ter sua influência analisada, a partir dos valores entre 11/2018 e 05/2023. A garantia de estacionariedade se deu através dos testes ADF e KPSS. A Tabela 17 mostra que mesmo aplicando a primeira diferença na série temporal original os resultados não foram satisfatórios nos testes e, sendo assim, foi necessário aplicar uma segunda diferença para alcançar a condição necessária. A Figura 23 traz a curva da série Selic com duas diferenças aplicadas.

Tabela 17 – Testes para série Selic, Selic 1ª diferença e Selic 2ª diferença

Séries	Testes	
	ADF	KPSS
SELIC	<b>0,6814</b>	<b>0,8694</b>
SELICdiff	<b>0,5678</b>	<b>0,4186</b>
SELICdiff2	0,01	0,0634

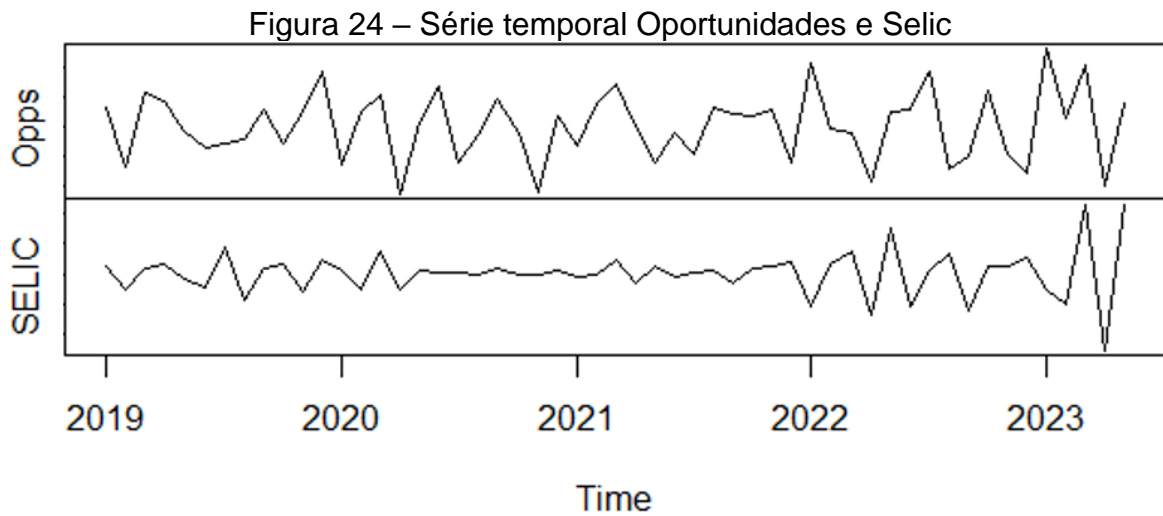
Fonte: elaborado pelo autor



Fonte: elaborado pelo autor

Tendo sido atingida a condição de série estacionária, cria-se a série conjunta de Oportunidades e taxa Selic para ser estudada, como mostra a Figura 24.





Fonte: elaborado pelo autor

Com a realização dos ensaios para equações do VAR com diferentes defasagens, 4 se destacaram. Os modelos com *lags* de até 2, 5, 7 e 12 períodos. Os *p-values* das defasagens nas diferentes equações são apresentados nas Tabelas de 18 a 21.

Tabela 18 – Equação do VAR de Oportunidades vs Selic (*lag 2*)

Estimation results for equation Opps:				
=====				
Opps = Opps.11 + SELIC.11 + Opps.12 + SELIC.12 + const				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Opps.11	-0.2748	0.1407	-1.954	<b>0.0568</b> .
SELIC.11	-166.0024	72.5560	-2.288	<b>0.0268</b> *
Opps.12	-0.2812	0.1337	-2.103	<b>0.0410</b> *
SELIC.12	-34.9164	88.0801	-0.396	0.6936
const	4.6283	7.3480	0.630	0.5319
---				
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 52.19 on 46 degrees of freedom				
Multiple R-Squared: 0.2723, Adjusted R-squared: <b>0.209</b>				
F-statistic: 4.303 on 4 and 46 DF, p-value: 0.004856				

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 19 – Equação do VAR de Oportunidades vs Selic (lag 5)

Estimation results for equation Opps:				
=====				
Opps = Opps.l1 + SELIC.l1 + Opps.l2 + SELIC.l2 + Opps.l3 + SELIC.l3 + Opps.l4 + SELIC.l4 + Opps.l5 + SELIC.l5 + const				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Opps.l1	-0.3914	0.1512	-2.588	<b>0.0137</b> *
SELIC.l1	-29.4918	114.2031	-0.258	0.7977
Opps.l2	-0.3932	0.1548	-2.540	<b>0.0154</b> *
SELIC.l2	232.9185	194.3353	1.199	0.2383
Opps.l3	-0.3726	0.1711	-2.178	<b>0.0358</b> *
<b>SELIC.l3</b>	<b>376.5027</b>	<b>233.5725</b>	<b>1.612</b>	<b>0.1155</b>
Opps.l4	-0.3409	0.1626	-2.096	<b>0.0430</b> *
SELIC.l4	254.8452	206.8445	1.232	0.2257
Opps.l5	-0.3993	0.1673	-2.387	<b>0.0222</b> *
SELIC.l5	208.0407	139.4791	1.492	0.1443
const	4.7423	7.2669	0.653	0.5181
---				
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 49.76 on 37 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.4527, Adjusted R-squared: <b>0.3047</b>				
F-statistic: 3.06 on 10 and 37 DF, p-value: 0.006311				

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 20 – Equação do VAR de Oportunidades vs Selic (lag 7)

Estimation results for equation Opps:				
=====				
Opps = Opps.l1 + SELIC.l1 + Opps.l2 + SELIC.l2 + Opps.l3 + SELIC.l3 + Opps.l4 + SELIC.l4 + Opps.l5 + SELIC.l5 + Opps.l6 + SELIC.l6 + Opps.l7 + SELIC.l7 + const				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Opps.l1	-0.48615	0.16670	-2.916	<b>0.00653</b> **
SELIC.l1	-92.72066	112.00544	-0.828	0.41410
Opps.l2	-0.37017	0.16621	-2.227	<b>0.03334</b> *
SELIC.l2	103.01953	190.98275	0.539	0.59345
Opps.l3	-0.30828	0.18362	-1.679	<b>0.10323</b>
SELIC.l3	136.91137	236.08693	0.580	0.56616
Opps.l4	-0.25563	0.18209	-1.404	0.17028
SELIC.l4	-155.41753	247.43453	-0.628	0.53453
Opps.l5	-0.47316	0.19240	-2.459	<b>0.01970</b> *
<b>SELIC.l5</b>	<b>-479.53609</b>	<b>250.84838</b>	<b>-1.912</b>	<b>0.06520</b> .
Opps.l6	-0.01189	0.18849	-0.063	0.95010
<b>SELIC.l6</b>	<b>-678.30996</b>	<b>216.19331</b>	<b>-3.138</b>	<b>0.00372</b> **
Opps.l7	0.01752	0.17426	0.101	0.92055
<b>SELIC.l7</b>	<b>-357.73369</b>	<b>160.21032</b>	<b>-2.233</b>	<b>0.03291</b> *
const	6.58720	6.87655	0.958	0.34551
---				
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 45.99 on 31 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.6028, Adjusted R-squared: <b>0.4235</b>				
F-statistic: 3.361 on 14 and 31 DF, p-value: 0.002404				

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 21 – Equação do VAR de Oportunidades vs Selic (*lag* 12)

Estimation results for equation Opps:				
=====				
Opps = Opps.11 + SELIC.11 + Opps.12 + SELIC.12 + Opps.13 + SELIC.13 + Opps.14 + SELIC.14 + Opps.15 + SELIC.15 + Opps.16 + SELIC.16 + Opps.17 + SELIC.17 + Opps.18 + SELIC.18 + Opps.19 + SELIC.19 + Opps.110 + SELIC.110 + Opps.111 + SELIC.111 + Opps.112 + SELIC.112 + const				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Opps.11	-0.25362	0.20709	-1.225	0.2384
SELIC.11	264.40673	187.43444	1.411	0.1775
Opps.12	0.04512	0.22314	0.202	0.8423
SELIC.12	374.62994	274.65211	1.364	0.1914
Opps.13	-0.40243	0.24661	-1.632	<b>0.1222</b>
SELIC.13	240.24008	348.25800	0.690	0.5002
Opps.14	-0.43907	0.24457	-1.795	<b>0.0915</b> .
SELIC.14	-421.76816	347.05735	-1.215	0.2419
Opps.15	-0.41144	0.23604	-1.743	<b>0.1005</b>
SELIC.15	-646.10226	303.89488	-2.126	<b>0.0494</b> *
Opps.16	0.45807	0.28535	1.605	<b>0.1280</b>
SELIC.16	-538.74769	297.63558	-1.810	<b>0.0891</b> .
Opps.17	-0.05647	0.26460	-0.213	0.8337
SELIC.17	-97.67762	303.25486	-0.322	0.7515
Opps.18	-0.03688	0.25716	-0.143	0.8877
SELIC.18	-80.15581	304.50425	-0.263	0.7957
Opps.19	-0.17498	0.25000	-0.700	0.4940
SELIC.19	-477.25358	368.42343	-1.295	0.2136
Opps.110	0.17323	0.23300	0.743	0.4680
SELIC.110	115.75061	432.03927	0.268	0.7922
Opps.111	-0.09191	0.22295	-0.412	0.6856
SELIC.111	751.28220	432.18036	1.738	<b>0.1014</b>
Opps.112	-0.40583	0.22334	-1.817	<b>0.0880</b> .
SELIC.112	937.40076	334.31753	2.804	<b>0.0127</b> *
const	2.22842	7.29298	0.306	0.7639
---				
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 44.05 on 16 degrees of freedom				
Multiple R-Squared: 0.7977, Adjusted R-squared: <b>0.4942</b>				
F-statistic: 2.628 on 24 and 16 DF, p-value: 0.02487				

Fonte: elaborado pelo autor

Ao analisar esses resultados um certo efeito é percebido. Nas equações do VAR com menos defasagens alguns *lags* eram aceitos, mas, à medida que ia se aumentando o número de defasagens no modelo os *lags* iniciais deixavam de serem aceitos. Isso ocorre porque a matemática dos cálculos de aprovações entre os *p-values* muda conforme se altera o atraso máximo escolhido na equação, de acordo com o que foi exposto na explicação das equações de Critérios de Informação, apresentados na seção 2.3.

Então, como para essa variável a escolha da defasagem mais influente é impactada pelo período analisado, foi decidido separar o estudo em 3 períodos:

curto, médio e longo prazo. No curto prazo constam as defasagens de 1 a 3, no médio prazo de 5 a 7 e no longo prazo de 11 a 12. A análise do R-quadrado ajustado dos modelos apresentados indica que a equação do VAR com 2 defasagens foi a que melhor se ajustou no curto prazo, no médio destaca-se a equação com 7 defasagens e no longo a com 12 defasagens, tendo, respectivamente, 0,209, 0,4235 e 0,4942 como valores de R-quadrado ajustado.

As Tabelas de 22 a 29 trazem os resultados da decomposição da variância para as defasagens citadas acima.

Tabela 22 – Decomposição da variância: Selic vs Oportunidades (*lag* 1)

\$Opps Lag 1		
	Opps	SELIC
[1,]	1.0000000	0.0000000
[2,]	0.9296434	0.07035659
[3,]	0.8643186	0.13568144
[4,]	0.8209098	0.17909018
[5,]	0.7931785	0.20682147
[6,]	0.7752790	0.22472102
[7,]	0.7635539	0.23644609
[8,]	0.7557837	0.24421627
[9,]	0.7505922	0.24940783
[10,]	0.7471041	<b>0.25289593</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 23 – Decomposição da variância: Selic vs Oportunidades (*lag* 2)

\$Opps Lag 2		
	Opps	SELIC
[1,]	1.0000000	0.0000000
[2,]	0.9525570	0.04744302
[3,]	0.8771313	0.12286870
[4,]	0.8571988	0.14280119
[5,]	0.8606339	0.13936612
[6,]	0.8492241	0.15077585
[7,]	0.8369271	0.16307293
[8,]	0.8339969	0.16600309
[9,]	0.8345796	0.16542041
[10,]	0.8339552	<b>0.16604475</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 24 – Decomposição da variância: Selic vs Oportunidades (*lag 3*)

\$Opps Lag 3		
	Opps	SELIC
[1,]	1.0000000	0.000000000
[2,]	0.9961457	0.003854262
[3,]	0.9103561	0.089643920
[4,]	0.8838935	0.116106522
[5,]	0.8763305	0.123669541
[6,]	0.8344920	0.165508017
[7,]	0.8208818	0.179118150
[8,]	0.8226134	0.177386553
[9,]	0.8232605	0.176739537
[10,]	0.8230911	<b>0.176908921</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 25 – Decomposição da variância: Selic vs Oportunidades (*lag 5*)

\$Opps Lag 5		
	Opps	SELIC
[1,]	1.0000000	0.000000000
[2,]	0.9984579	0.001542074
[3,]	0.8772278	0.122772158
[4,]	0.8712033	0.128796673
[5,]	0.8393611	0.160638928
[6,]	0.8164321	0.183567871
[7,]	0.7635772	0.236422765
[8,]	0.7387923	0.261207730
[9,]	0.7481163	0.251883748
[10,]	0.7503728	<b>0.249627175</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 26 – Decomposição da variância: Selic vs Oportunidades (*lag 6*)

\$Opps Lag 6		
	Opps	SELIC
[1,]	1.0000000	0.000000000
[2,]	0.9993384	0.000661621
[3,]	0.9216540	0.078345961
[4,]	0.9083872	0.091612777
[5,]	0.7904526	0.209547400
[6,]	0.7491786	0.250821417
[7,]	0.7162834	0.283716645
[8,]	0.6394569	0.360543070
[9,]	0.6429908	0.357009169
[10,]	0.6551423	<b>0.344857663</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 27 – Decomposição da variância: Selic vs Oportunidades (lag 7)

\$Opps Lag 7		
	Opps	SELIC
[1,]	1.0000000	0.00000000
[2,]	0.9812981	0.01870187
[3,]	0.8421462	0.15785382
[4,]	0.7999804	0.20001963
[5,]	0.7167484	0.28325158
[6,]	0.7445558	0.25544420
[7,]	0.7520227	0.24797732
[8,]	0.6458945	0.35410553
[9,]	0.6460028	0.35399725
[10,]	0.6159319	<b>0.38406806</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 28 – Decomposição da variância: Selic vs Oportunidades (lag 11)

\$Opps Lag 11		
	Opps	SELIC
[1,]	1.0000000	0.00000000
[2,]	0.9999191	0.000080899
[3,]	0.9170903	0.082909714
[4,]	0.9139180	0.086081970
[5,]	0.8252060	0.174794010
[6,]	0.8318379	0.168162111
[7,]	0.8431662	0.156833796
[8,]	0.7889601	0.211039858
[9,]	0.7899673	0.210032713
[10,]	0.6765166	<b>0.323483358</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 29 – Decomposição da variância: Selic vs Oportunidades (lag 12)

\$Opps Lag 12		
	Opps	SELIC
[1,]	1.0000000	0.0000000
[2,]	0.8913788	0.1086212
[3,]	0.8913329	0.1086671
[4,]	0.8909623	0.1090377
[5,]	0.6565242	0.3434758
[6,]	0.6590483	0.3409517
[7,]	0.6928377	0.3071623
[8,]	0.6057883	0.3942117
[9,]	0.6081502	0.3918498
[10,]	0.5648556	<b>0.4351444</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Analisando os valores nos 3 segmentos de tempo definidos é possível notar que no curto prazo a Selic com uma defasagem foi a que melhor conseguiu explicar a variância da série de Oportunidades, com um valor de 25,29% no último período. Ainda no curto prazo, a defasagem que menos soube explicar foi a Selic com *lag* 2. Entre os *lags* 5 e 7, que representam o médio prazo, a Selic com sete defasagens apresentou o melhor resultado de decomposição da variância, com 38,41% de explicação no período 10, ao contrário da Selic com *lag* 5, que apresentou o pior resultado no médio prazo, com 24,96% de capacidade de explicação. Por fim, no longo prazo, na análise das defasagens de 11 e 12 a Selic com *lag* 12 foi capaz de explicar 43,51% da variância de Oportunidades, sendo o maior valor nesse segmento.

Logo, levando em conta a aplicação de todas as ferramentas, decidiu-se eleger no curto, médio e longo prazo os *lags* 1, 7 e 12 nesse ensaio. Vale ressaltar que, ainda que o modelo do VAR da equação com apenas uma defasagem não tenha sido selecionado (por ter um R-quadrado ajustado menor do que a equação com 2 defasagens), entende-se que o impacto da Selic com uma defasagem é maior do que com duas pois apresentou *p-value* aprovado na equação e melhor resultado na decomposição da variância. Nos outros prazos a escolha do *lag* 7 e 12 está em concordância com R-quadrado ajustado dos modelos e com os resultados da decomposição. Portanto, a Taxa Selic definida há 12, 7 e 2 meses é relevante para o Número de Oportunidades de Venda de Energia Elétrica no mês em questão.

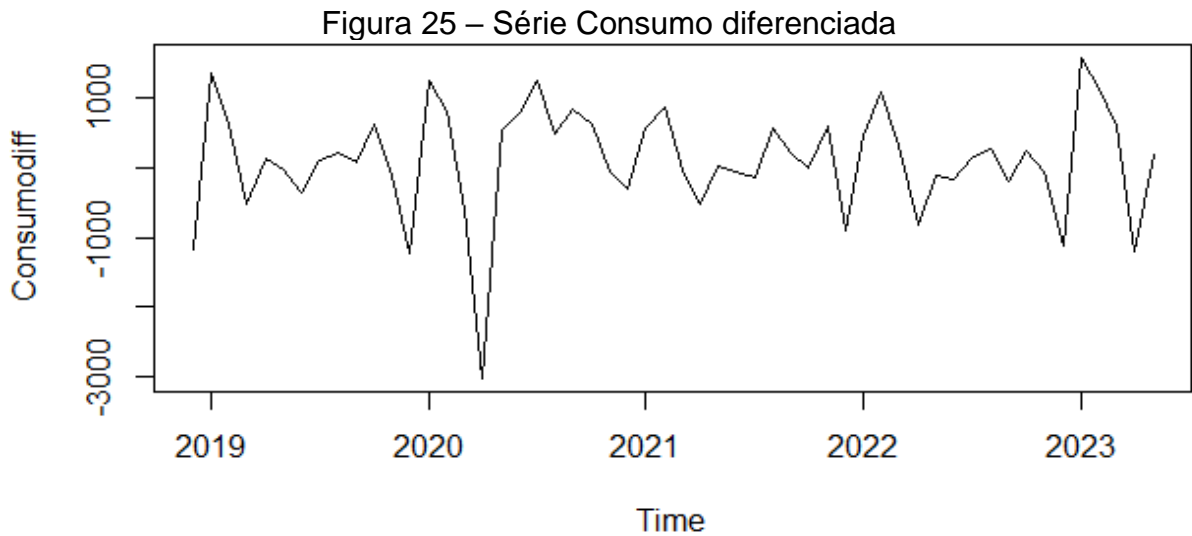
#### 4.1.1.4 Consumo de energia elétrica

O Consumo de energia elétrica no ACL é a quarta variável a ser analisada, no mesmo período estudado nos tópicos anteriores. A série original também precisou ser diferenciada para se tornar estacionária, pois foi reprovada nos primeiros testes ADF e KPSS, como mostra a Tabela 30. A Figura 25 apresenta o gráfico da série Consumo com a aplicação de uma diferença.

Tabela 30 – Testes para série Consumo e Consumo diferenciada

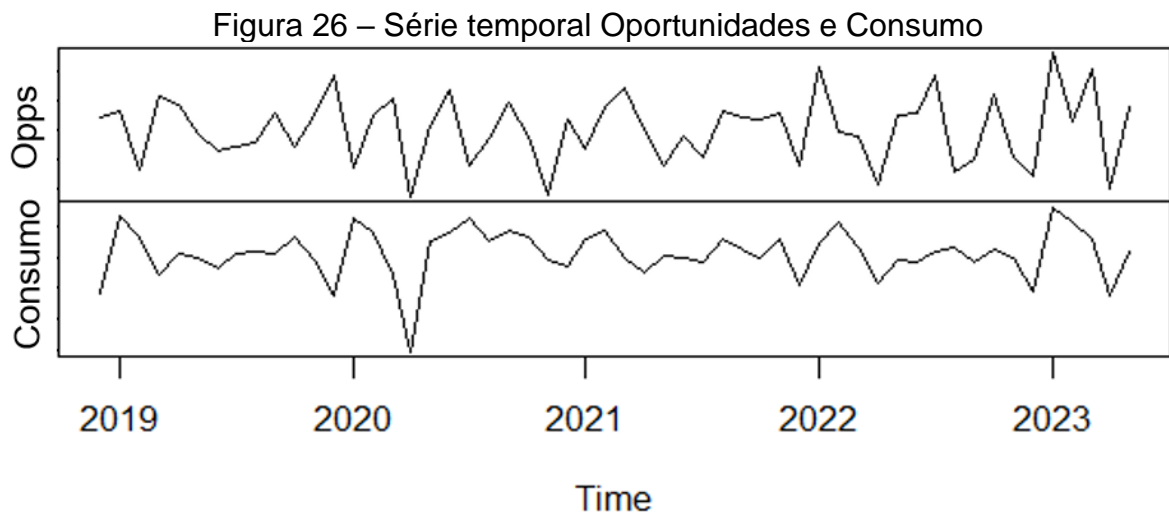
Séries	Testes	
	ADF	KPSS
Consumo	<b>0,3301</b>	<b>1,3668</b>
Consumodiff	0,01	0,0526

Fonte: elaborado pelo autor



Fonte: elaborado pelo autor

Novamente é necessário criar uma série conjunta de Oportunidades e Consumo de energia elétrica, conforme a Figura 26, após ter garantido a condição de estacionariedade das séries.



Fonte: elaborado pelo autor

Após simular equações do VAR com diferentes defasagens máximas, foram observados valores mais adequados em dois modelos, com equações de *lags* 5 e 7. As Tabelas 31 e 32 trazem esses valores.



Tabela 31 – Equação do VAR de Oportunidades vs Consumo (lag 5)

Estimation results for equation Oportunidades3diff:				
=====				
Oportunidades3diff = Oportunidades3diff.11 + Consumodiff.11 + Oportunidades3diff.12 + Consumodiff.12 + Oportunidades3diff.13 + Consumodiff.13 + Oportunidades3diff.14 + Consumodiff.14 + Oportunidades3diff.15 + Consumodiff.15 + const				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Oportunidades3diff.11	-0.422841	0.159474	-2.651	<b>0.0116</b> *
Consumodiff.11	-0.001511	0.011924	-0.127	0.8998
Oportunidades3diff.12	-0.390158	0.165379	-2.359	<b>0.0236</b> *
Consumodiff.12	0.001847	0.011755	0.157	0.8759
Oportunidades3diff.13	-0.279234	0.183743	-1.520	0.1369
<b>Consumodiff.13</b>	<b>-0.020265</b>	<b>0.012338</b>	<b>-1.642</b>	<b>0.1088</b>
Oportunidades3diff.14	-0.326486	0.171606	-1.903	<b>0.0647</b> .
Consumodiff.14	0.014567	0.011720	1.243	0.2215
Oportunidades3diff.15	-0.373244	0.174328	-2.141	<b>0.0387</b> *
Consumodiff.15	-0.006386	0.011676	-0.547	0.5877
const	6.674162	8.559213	0.780	0.4404
---				
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 54.07 on 38 degrees of freedom				
Multiple R-Squared: 0.3365, Adjusted R-squared: <b>0.1619</b>				
F-statistic: 1.927 on 10 and 38 DF, p-value: 0.07144				

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 32 – Equação do VAR de Oportunidades vs Consumo (lag 7)

Estimation results for equation Oportunidades3diff:				
=====				
Oportunidades3diff = Oportunidades3diff.11 + Consumodiff.11 + Oportunidades3diff.12 + Consumodiff.12 + Oportunidades3diff.13 + Consumodiff.13 + Oportunidades3diff.14 + Consumodiff.14 + Oportunidades3diff.15 + Consumodiff.15 + Oportunidades3diff.16 + Consumodiff.16 + Oportunidades3diff.17 + Consumodiff.17 + const				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Oportunidades3diff.11	-0.379013	0.171825	-2.206	<b>0.0347</b> *
Consumodiff.11	-0.013736	0.012146	-1.131	0.2665
Oportunidades3diff.12	-0.410979	0.179983	-2.283	<b>0.0292</b> *
Consumodiff.12	0.003794	0.011779	0.322	0.7495
Oportunidades3diff.13	-0.351121	0.193100	-1.818	<b>0.0784</b> .
<b>Consumodiff.13</b>	<b>-0.030525</b>	<b>0.012402</b>	<b>-2.461</b>	<b>0.0194</b> *
Oportunidades3diff.14	-0.381818	0.194929	-1.959	<b>0.0589</b> .
Consumodiff.14	0.006079	0.013032	0.466	0.6440
Oportunidades3diff.15	-0.574283	0.214404	-2.679	<b>0.0116</b> *
Consumodiff.15	0.003905	0.012873	0.303	0.7636
Oportunidades3diff.16	-0.130073	0.203598	-0.639	0.5275
<b>Consumodiff.16</b>	<b>-0.024448</b>	<b>0.011881</b>	<b>-2.058</b>	<b>0.0478</b> *
Oportunidades3diff.17	-0.282304	0.182591	-1.546	0.1319
<b>Consumodiff.17</b>	<b>0.019015</b>	<b>0.012054</b>	<b>1.578</b>	<b>0.1245</b>
const	11.351308	9.120270	1.245	0.2223
---				
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 51.75 on 32 degrees of freedom				
Multiple R-Squared: 0.484, Adjusted R-squared: <b>0.2582</b>				
F-statistic: 2.144 on 14 and 32 DF, p-value: 0.03678				

Fonte: elaborado pelo autor

Analisando ambos os modelos, as defasagens 3 e 6 foram as que obtiveram valores aceitos na equação. O Consumo com 7 defasagens apresentou um *p-value* próximo de 0,1, com 0,1245, mas o modelo contendo até 7 lags teve um R-quadrado ajustado melhor do que a equação com apenas 5 defasagens máximas. Uma característica que também se repete nesse ensaio é a capacidade da própria série de Oportunidades se explicar em diferentes defasagens para ambos os modelos.

Dando prosseguimento ao estudo, realiza-se a decomposição da variância para os lags 3, 6 e 7, como mostram as Tabelas 33, 34 e 35.

Tabela 33 – Decomposição da variância: Consumo vs Oportunidades (lag 3)

\$oportunidades3diff Lag 3		
	oportunidades3diff	Consumodiff
[1,]	1.0000000	0.000000e+00
[2,]	0.9999993	7.420265e-07
[3,]	0.9992596	7.403860e-04
[4,]	0.9665501	3.344991e-02
[5,]	0.9642931	3.570695e-02
[6,]	0.9566100	4.338995e-02
[7,]	0.9565999	4.340015e-02
[8,]	0.9542618	4.573818e-02
[9,]	0.9541996	4.580043e-02
10,]	0.9539101	<b>4.608987e-02</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 34 – Decomposição da variância: Consumo vs Oportunidades (lag 6)

\$oportunidades3diff Lag 6		
	oportunidades3diff	Consumodiff
[1,]	1.0000000	0.000000000
[2,]	0.9937115	0.006288525
[3,]	0.9909055	0.009094505
[4,]	0.9316563	0.068343683
[5,]	0.9005161	0.099483935
[6,]	0.8996681	0.100331911
[7,]	0.8819224	0.118077559
[8,]	0.8831382	0.116861756
[9,]	0.8536898	0.146310249
10,]	0.8501914	<b>0.149808637</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 35 – Decomposição da variância: Consumo vs Oportunidades (*lag* 7)

\$oportunidades3diff Lag 7		
	oportunidades3diff	Consumodiff
[1,]	1.0000000	0.0000000
[2,]	0.9698506	0.03014941
[3,]	0.9570226	0.04297742
[4,]	0.8859880	0.11401200
[5,]	0.8425266	0.15747341
[6,]	0.8249453	0.17505466
[7,]	0.7989928	0.20100723
[8,]	0.7949938	0.20500620
[9,]	0.7673321	0.23266789
10,]	0.7393014	<b>0.26069859</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Os resultados da decomposição da variância trazem que o Consumo com 3 defasagens é a variável que menos soube explicar a série de Oportunidades, com 4,61% de capacidade de explicação da variância, seguida do *lag* 6 com 14,98% e do *lag* 7 com 26,07%, que foi a variável mais capaz de explicar.

Assim, devido aos valores apresentados no R-quadrado ajustado e na decomposição da variância, optou-se por escolher nesse ensaio a variável do Consumo com 7 defasagens como a de maior impacto na série de Oportunidades recebidas. Então, o nível de Consumo de Energia Elétrica no Mercado Livre de 7 meses atrás é impactante para o Número de Oportunidades de Venda de Energia Elétrica no mês atual.

#### 4.1.1.5 Preço de Longo Prazo (DCIDE)

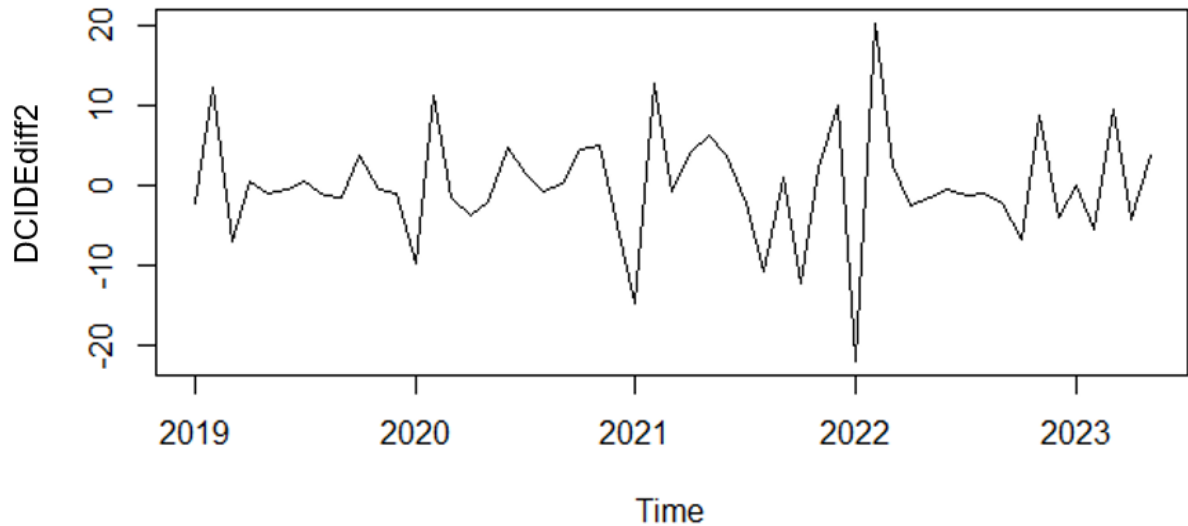
A quinta variável a ter sua influência analisada é o preço da energia no longo prazo, chamado aqui de DCIDE por ser a fonte de obtenção desses dados. Após a aplicação inicial dos testes ADF e KPSS constatou-se a necessidade da aplicação de uma diferença na série original. Entretanto, como apresenta a Tabela 36, os resultados da série diferenciada também não foram aprovados nos testes, logo, houve a necessidade de aplicar uma segunda diferença para garantir a série estacionária. A Figura 27 traz a curva da série DCIDE com duas diferenças aplicadas e a Figura 28 a nova série temporal, unindo as observações das séries Oportunidade e DCIDE, necessária para o estudo.

Tabela 36 – Testes para série DCIDE, DCIDE 1ª diferença e DCIDE 2ª diferença

Séries	Testes	
	ADF	KPSS
DCIDE	<b>0,9286</b>	<b>0,3645</b>
DCIDEdiff	<b>0,1737</b>	<b>0,3846</b>
DCIDEdiff2	0,01	0,0414

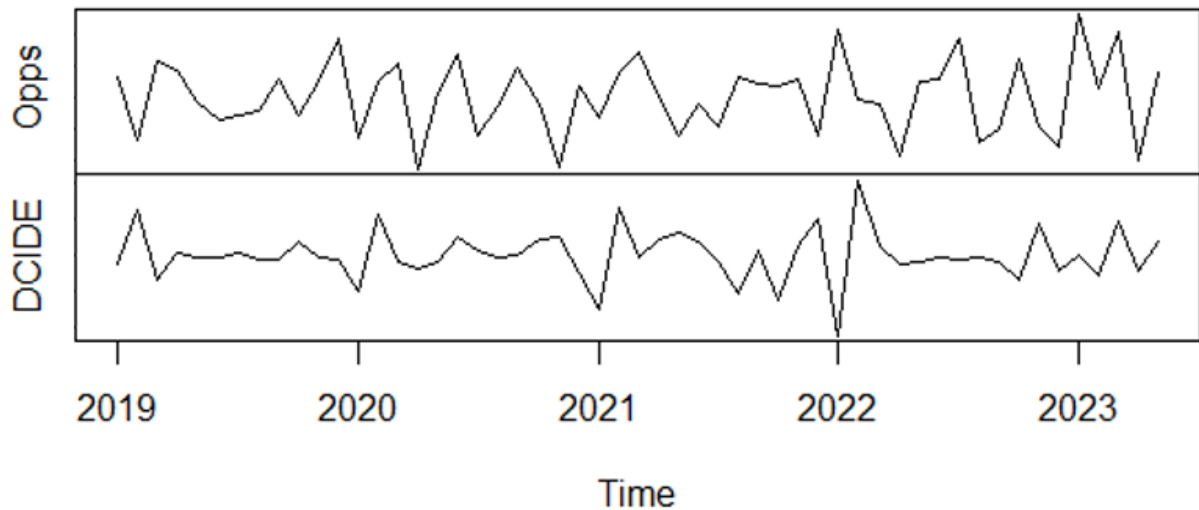
Fonte: elaborado pelo autor

Figura 27 – Série DCIDE diferenciada duas vezes



Fonte: elaborado pelo autor

Figura 28 – Série temporal Oportunidades e DCIDE



Fonte: elaborado pelo autor

Com a realização de diversas equações do VAR possuindo diferentes defasagens máximas foi possível selecionar 3 modelos que exibiram os melhores valores entre os testes feitos. As Tabelas 37, 38 e 39 apresentam os resultados das equações com as defasagens máximas de 7, 9 e 10 períodos.

Tabela 37 – Equação do VAR de Oportunidades vs DCIDE (lag 7)

Estimation results for equation Opps:				
=====				
Opps = Opps.11 + DCIDE.11 + Opps.12 + DCIDE.12 + Opps.13 + DCIDE.13 + Opps.14 + DCIDE.14 + Opps.15 + DCIDE.15 + Opps.16 + DCIDE.16 + Opps.17 + DCIDE.17 + const				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Opps.11	-0.69561	0.17578	-3.957	<b>0.000411</b> ***
DCIDE.11	-3.07572	1.42091	-2.165	<b>0.038234</b> *
Opps.12	-0.49916	0.19399	-2.573	<b>0.015085</b> *
DCIDE.12	-3.38348	1.64310	-2.059	<b>0.047959</b> *
Opps.13	-0.43099	0.21698	-1.986	<b>0.055900</b> .
DCIDE.13	-2.27204	1.67306	-1.358	0.184262
Opps.14	-0.45775	0.21882	-2.092	<b>0.044730</b> *
DCIDE.14	-0.06395	1.65899	-0.039	0.969499
Opps.15	-0.71497	0.23813	-3.002	<b>0.005255</b> **
DCIDE.15	-2.67023	1.69704	-1.573	<b>0.125764</b>
Opps.16	-0.27904	0.21543	-1.295	0.204789
DCIDE.16	-3.61351	1.68068	-2.150	<b>0.039467</b> *
Opps.17	-0.13540	0.19447	-0.696	0.491456
DCIDE.17	-2.67884	1.50884	-1.775	<b>0.085646</b> .
const	4.39533	8.00278	0.549	0.586786
---				
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 53 on 31 degrees of freedom				
Multiple R-Squared: 0.4725, Adjusted R-squared: <b>0.2343</b>				
F-statistic: 1.983 on 14 and 31 DF, p-value: 0.05522				

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 38 – Equação do VAR de Oportunidades vs DCIDE (lag 9)

Estimation results for equation Opps:				
=====				
Opps = Opps.11 + DCIDE.11 + Opps.12 + DCIDE.12 + Opps.13 + DCIDE.13 + Opps.14 + DCIDE.14 + Opps.15 + DCIDE.15 + Opps.16 + DCIDE.16 + Opps.17 + DCIDE.17 + Opps.18 + DCIDE.18 + Opps.19 + DCIDE.19 + const				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Opps.11	-0.6982	0.1967	-3.549	<b>0.00156</b> **
DCIDE.11	-3.8161	1.6647	-2.292	<b>0.03057</b> *
Opps.12	-0.6233	0.2332	-2.673	<b>0.01304</b> *
DCIDE.12	-5.2730	2.1965	-2.401	<b>0.02413</b> *
Opps.13	-0.5401	0.2582	-2.092	<b>0.04673</b> *
DCIDE.13	-4.5816	2.2485	-2.038	<b>0.05231</b> .
Opps.14	-0.5203	0.2654	-1.961	<b>0.06116</b> .
DCIDE.14	-1.6477	1.9896	-0.828	0.41543
Opps.15	-0.8134	0.2937	-2.769	<b>0.01044</b> *
DCIDE.15	-3.7015	1.8337	-2.019	<b>0.05438</b> .
Opps.16	-0.4668	0.3212	-1.453	0.15858
DCIDE.16	-4.3061	2.0249	-2.127	<b>0.04350</b> *
Opps.17	-0.4096	0.2943	-1.392	0.17619
DCIDE.17	-5.0583	2.4246	-2.086	<b>0.04732</b> *
Opps.18	-0.1020	0.2432	-0.419	0.67851
DCIDE.18	-3.0825	2.3625	-1.305	0.20386
Opps.19	-0.1112	0.2178	-0.510	0.61423
DCIDE.19	-3.6204	1.8037	-2.007	<b>0.05565</b> .
const	2.2281	8.5608	0.260	0.79679
---				
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 54.39 on 25 degrees of freedom				
Multiple R-Squared: 0.5484, Adjusted R-squared: <b>0.2233</b>				
F-statistic: 1.687 on 18 and 25 DF, p-value: 0.112				

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 39 – Equação do VAR de Oportunidades vs DCIDE (*lag* 10)

Estimation results for equation Opps:				
=====				
Opps = Opps.11 + DCIDE.11 + Opps.12 + DCIDE.12 + Opps.13 + DCIDE.13 + Opps.14 + DCIDE.14 + Opps.15 + DCIDE.15 + Opps.16 + DCIDE.16 + Opps.17 + DCIDE.17 + Opps.18 + DCIDE.18 + Opps.19 + DCIDE.19 + Opps.110 + DCIDE.110 + const				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Opps.11	-0.768471	0.214075	-3.590	<b>0.00163</b> **
DCIDE.11	-3.660933	1.707774	-2.144	<b>0.04337</b> *
Opps.12	-0.669567	0.248385	-2.696	<b>0.01321</b> *
DCIDE.12	-5.505533	2.389452	-2.304	<b>0.03104</b> *
Opps.13	-0.674026	0.286955	-2.349	<b>0.02822</b> *
DCIDE.13	-5.488459	2.643426	-2.076	<b>0.04976</b> *
Opps.14	-0.666012	0.294662	-2.260	<b>0.03404</b> *
DCIDE.14	-3.217548	2.510193	-1.282	0.21326
Opps.15	-0.865270	0.316518	-2.734	<b>0.01212</b> *
DCIDE.15	-4.940267	2.104815	-2.347	<b>0.02833</b> *
Opps.16	-0.500496	0.360314	-1.389	0.17872
DCIDE.16	-5.132392	2.198193	-2.335	<b>0.02908</b> *
Opps.17	-0.466164	0.346204	-1.347	0.19185
DCIDE.17	-5.345313	2.575450	-2.075	<b>0.04984</b> *
Opps.18	-0.260057	0.319621	-0.814	0.42457
DCIDE.18	-3.872234	2.910288	-1.331	0.19697
Opps.19	-0.166074	0.255943	-0.649	0.52314
DCIDE.19	-5.217371	2.546691	-2.049	<b>0.05261</b> .
Opps.110	-0.007537	0.224561	-0.034	0.97353
DCIDE.110	-2.172171	1.992601	-1.090	0.28746
const	2.902017	8.923977	0.325	0.74811
---				
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 55.62 on 22 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.5818, Adjusted R-squared: <b>0.2016</b>				
F-statistic: 1.53 on 20 and 22 DF, p-value: 0.1663				

Fonte: elaborado pelo autor

Pode-se perceber que na análise dos 3 modelos diversas defasagens foram aprovadas. O modelo com 7 defasagens máximas foi o que apresentou o melhor R-quadrado ajustado, com 0,2343, 4 *lags* aprovados e a variável DCIDE de *lag* 5 com *p-value* próximo da aprovação. Os modelos com equações de *lags* máximos de 9 e 10 tiveram aprovação das defasagens 1, 2, 3, 5, 6, 7 e 9, entretanto, o primeiro obteve melhor R-quadrado ajustado, se comparado ao último, e *p-values* menores em todas as defasagens aprovadas.

Para realização da decomposição da variância foram testadas algumas defasagens e expostas nas Tabelas 40, 41 e 42 aquelas com melhores resultados.

Tabela 40 – Decomposição da variância: DCIDE vs Oportunidades (*lag 7*)

\$Opps Lag 7		
	Opps	DCIDE
[1,]	1.0000000	0.0000000
[2,]	0.9126599	0.08734014
[3,]	0.9078020	0.09219802
[4,]	0.9055117	0.09448828
[5,]	0.8844474	0.11555258
[6,]	0.8225165	0.17748348
[7,]	0.8259866	0.17401340
[8,]	0.8281966	0.17180336
[9,]	0.8143171	0.18568288
[10,]	0.7776000	<b>0.22239997</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 41 – Decomposição da variância: DCIDE vs Oportunidades (*lag 9*)

\$Opps Lag 9		
	Opps	DCIDE
[1,]	1.0000000	0.0000000
[2,]	0.8630326	0.1369674
[3,]	0.8651097	0.1348903
[4,]	0.8597871	0.1402129
[5,]	0.8227650	0.1772350
[6,]	0.7641846	0.2358154
[7,]	0.7612466	0.2387534
[8,]	0.7573406	0.2426594
[9,]	0.7521866	0.2478134
[10,]	0.6814180	<b>0.3185820</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 42 – Decomposição da variância: DCIDE vs Oportunidades (*lag 10*)

\$Opps Lag 10		
	Opps	DCIDE
[1,]	1.0000000	0.0000000
[2,]	0.8803424	0.1196576
[3,]	0.8817299	0.1182701
[4,]	0.8835502	0.1164498
[5,]	0.8555763	0.1444237
[6,]	0.8037535	0.1962465
[7,]	0.7928757	0.2071243
[8,]	0.7902292	0.2097708
[9,]	0.7841826	0.2158174
[10,]	0.6933913	<b>0.3066087</b>

Fonte: elaborado pelo autor

A partir da análise da decomposição nota-se que a variável DCIDE com 9 defasagens foi a que melhor soube explicar a variância da série de Oportunidades

em até 10 períodos, apresentando um valor de 0,3186. A defasagem que menos foi capaz de explicar foi a de *lag* 7, com 0,2224.

Ainda que o modelo com 7 defasagens máximas tenha obtido o melhor valor de R-quadrado ajustado, levando em conta o panorama geral, a DCIDE com 9 defasagens apresentou um R-quadrado ajustado relativamente próximo do melhor, com uma diferença de 0,011, e mais defasagens aprovadas e com *p-values* melhores do que os outros dois modelos (com exceção da DCIDE de lag 6 na primeira equação). Esse fato aliado ao melhor resultado na decomposição da variância faz com que se opte por escolher a variável DCIDE com 9 defasagens a que mais impacta no número de Oportunidades recebidas, para esse ensaio. Verifica-se, então, que o Preço da Energia no Longo Prazo (DCIDE) de 9 meses atrás é relevante para o Número de Oportunidades de Venda de Energia no momento presente.

#### 4.1.1.6 *Preço de Liquidação das Diferenças (PLD)*

O último ensaio realizado envolveu a variável que corresponde ao preço da energia no curto prazo, o Preço de Liquidação das Diferenças, ou PLD. Diferente das outras variáveis, esse último ensaio contou com um período de estudo reduzido, de novembro de 2018 a fevereiro de 2022. Desde 2019, através da Resolução Nº 858 da ANEEL, o PLD conta com limites mínimo e máximo visando prover proteção ao mercado (Agência Nacional de Energia Elétrica, 2019). Dado que o PLD apresenta valores mínimos entre 03/2022 e 05/2023, foi tomada a decisão de retirar esse período da análise no presente estudo, pois afetaria os resultados.

Desse modo, nesse ensaio é trabalhado com duas séries temporais, a de Oportunidades e de PLD, com período até fevereiro de 2022. A Tabela 43 mostra que as duas séries foram aprovadas de início nos testes de estacionariedade ADF e KPSS. Na Figura 29 pode-se observar a série conjunta das observações de Oportunidades e PLD.

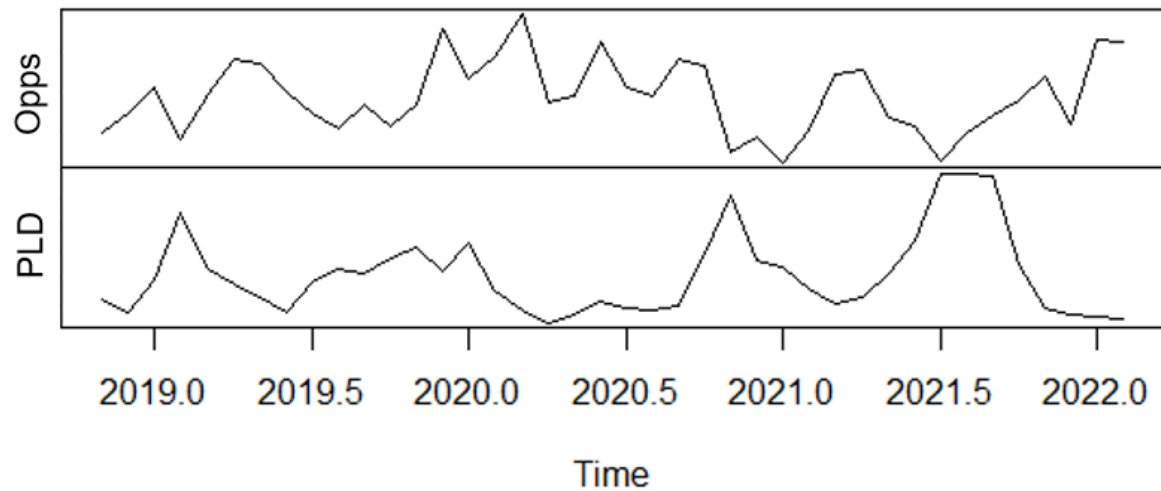
Tabela 43 – Testes para série Oportunidades e PLD

Séries	Testes	
	ADF	KPSS
Opps	0,0705	0,0999
PLD	0,0155	0,0969



Fonte: elaborado pelo autor

Figura 29 – Série temporal Oportunidades e PLD



Fonte: elaborado pelo autor

Com a análise das equações do VAR para diferentes defasagens foram percebidos valores aprovados em dois modelos, de defasagens máximas de 6 e 7. As Tabelas 44 e 45 trazem os resultados desses modelos.

Tabela 44 – Equação do VAR de Oportunidades vs PLD (lag 6)

Estimation results for equation Oportunidades0222:				
-----				
$\text{Oportunidades0222} = \text{Oportunidades0222.11} + \text{PLD0222.11} + \text{Oportunidades0222.12} + \text{PLD0222.12} + \text{Oportunidades0222.13} + \text{PLD0222.13} + \text{Oportunidades0222.14} + \text{PLD0222.14} + \text{Oportunidades0222.15} + \text{PLD0222.15} + \text{Oportunidades0222.16} + \text{PLD0222.16} + \text{const}$				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Oportunidades0222.11	0.58118	0.23848	2.437	<b>0.0238</b> *
PLD0222.11	0.05839	0.10718	0.545	0.5916
Oportunidades0222.12	-0.25314	0.27853	-0.909	0.3738
PLD0222.12	-0.08639	0.13721	-0.630	0.5357
Oportunidades0222.13	0.22997	0.30889	0.744	0.4648
PLD0222.13	-0.05399	0.13357	-0.404	0.6901
Oportunidades0222.14	-0.06022	0.30555	-0.197	0.8457
PLD0222.14	0.26026	0.13278	1.960	<b>0.0634</b> .
Oportunidades0222.15	-0.16448	0.28883	-0.569	0.5751
PLD0222.15	-0.13184	0.12508	-1.054	0.3038
Oportunidades0222.16	0.44987	0.26479	1.699	<b>0.1041</b>
PLD0222.16	0.08346	0.10633	0.785	0.4413
const	14.22931	123.48394	0.115	0.9094
---				
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 44.57 on 21 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.4589, Adjusted R-squared: <b>0.1496</b>				
F-statistic: 1.484 on 12 and 21 DF, p-value: 0.2068				

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 45 – Equação do VAR de Oportunidades vs PLD (lag 7)

Estimation results for equation Oportunidades0222:				
=====				
Oportunidades0222 = Oportunidades0222.11 + PLD0222.11 + Oportunidades0222.12 + PLD0222.12 + Oportunidades0222.13 + PLD0222.13 + Oportunidades0222.14 + PLD0222.14 + Oportunidades0222.15 + PLD0222.15 + Oportunidades0222.16 + PLD0222.16 + Oportunidades0222.17 + PLD0222.17 + const				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Oportunidades0222.11	5.409e-01	2.256e-01	2.398	<b>0.0276</b> *
PLD0222.11	1.675e-01	1.231e-01	1.360	0.1907
Oportunidades0222.12	-1.173e-01	2.675e-01	-0.439	0.6662
PLD0222.12	-8.099e-02	1.365e-01	-0.593	0.5604
Oportunidades0222.13	2.677e-01	3.422e-01	0.782	0.4441
PLD0222.13	-1.251e-01	1.352e-01	-0.925	0.3672
Oportunidades0222.14	1.527e-02	3.165e-01	0.048	0.9621
PLD0222.14	<b>3.467e-01</b>	<b>1.322e-01</b>	<b>2.623</b>	<b>0.0173</b> *
Oportunidades0222.15	-8.358e-02	3.256e-01	-0.257	0.8003
PLD0222.15	2.083e-04	1.514e-01	0.001	0.9989
Oportunidades0222.16	4.095e-01	3.112e-01	1.316	0.2047
PLD0222.16	-6.934e-02	1.313e-01	-0.528	0.6038
Oportunidades0222.17	4.196e-01	3.379e-01	1.242	0.2302
PLD0222.17	<b>2.022e-01</b>	<b>1.106e-01</b>	<b>1.829</b>	<b>0.0840</b> .
const	-1.857e+02	1.581e+02	-1.175	0.2554
---				
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 41.48 on 18 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.5899, Adjusted R-squared: <b>0.2709</b>				
F-statistic: 1.849 on 14 and 18 DF, p-value: 0.1097				

Fonte: elaborado pelo autor

Foram aprovadas nos modelos o *lag* 4, em ambos, e o *lag* 7 na equação com defasagem máximo de mesmo período. Os *p-values* das defasagens aprovadas melhoram no último modelo, se comparado ao primeiro. O mesmo acontece para o R-quadrado ajustado, que apresenta melhor valor na equação com 7 defasagens, com 0,2709.

Com essas informações, foram selecionados os *lags* 4, 6 e 7 para a realização da decomposição da variância, como mostram as Tabelas 46, 47 e 48.

Tabela 46 – Decomposição da variância: PLD vs Oportunidades (lag 4)

\$Oportunidades0222 Lag 4		
	Oportunidades0222	PLD0222
[1,]	1.0000000	0.0000000000
[2,]	0.9993993	0.0006006944
[3,]	0.9974470	0.0025529527
[4,]	0.9766227	0.0233773492
[5,]	0.9760299	0.0239700906
[6,]	0.9564647	0.0435352609
[7,]	0.9442164	0.0557836229
[8,]	0.9353160	0.0646840422
[9,]	0.9345129	0.0654871074
[10,]	0.9324510	<b>0.0675490417</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 47 – Decomposição da variância: PLD vs Oportunidades (lag 6)

\$Oportunidades0222 Lag 6		
	Oportunidades0222	PLD0222
[1,]	1.0000000	0.0000000000
[2,]	0.9917853	0.008214656
[3,]	0.9912750	0.008724979
[4,]	0.9608191	0.039180902
[5,]	0.9208710	0.079129005
[6,]	0.9038481	0.096151917
[7,]	0.8847814	0.115218625
[8,]	0.8676175	0.132382458
[9,]	0.8672056	0.132794432
[10,]	0.8592632	<b>0.140736792</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 48 – Decomposição da variância: PLD vs Oportunidades (lag 7)

\$Oportunidades0222 Lag 7		
	Oportunidades0222	PLD0222
[1,]	1.0000000	0.0000000
[2,]	0.9157252	0.0842748
[3,]	0.8983506	0.1016494
[4,]	0.8610882	0.1389118
[5,]	0.7846358	0.2153642
[6,]	0.7348392	0.2651608
[7,]	0.7381611	0.2618389
[8,]	0.6887970	0.3112030
[9,]	0.6845716	0.3154284
[10,]	0.6680496	<b>0.3319504</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Das 3 decomposições realizadas, a do PLD com 7 defasagens foi a que melhor soube explicar a variância das Oportunidades em até 10 períodos, com um valor de 0,3320, seguida das decomposições de *lag* 6 e 4.

Verifica-se, então, que o PLD de *lag* 7 foi a variável que mais impactou a série de Oportunidades nesse ensaio, já que apresentou melhor R-quadrado ajustado, teve sua defasagem aprovada com o *p-value* e trouxe o melhor resultado da decomposição. Portanto, o Preço de Liquidação das Diferenças de 7 meses atrás impacta no Número de Oportunidades de Venda de Energia no momento atual.

#### 4.1.1.7 Análise global de causalidades defasadas

Por meio das análises individuais da influência defasada de cada variável independente sobre a série de Oportunidades de Vendas Recebidas foi possível encontrar relações de causalidade em todas as variáveis em defasagens diferentes.

Também foi possível notar, em todas as equações do VAR, *p-values* aprovados de defasagens da própria série dependente, evidenciando a autocorrelação da série estudada.

A Tabela 49 exibe um resumo dos resultados obtidos para as defasagens escolhidas em cada variável independente.

Tabela 49 – Resumo dos resultados obtidos na análise de causalidade defasada

Variáveis independentes	Ferramentas utilizadas para análise			
	Defasagem escolhida	R-quadrado ajustado da defasagem	P-value da defasagem*	Explicação da variância no 10º período
PIB	6	24,94%	9,54%	18,04%
IPCA	4	16,34%	9,39%	16,57%
Selic - curto prazo	1	16,88%	0,99%	25,29%
Selic - médio prazo	7	42,35%	3,29%	38,41%
Selic - longo prazo	12	49,42%	1,27%	43,51%
Consumo	7	25,82%	12,45%	26,07%
DCIDE	9	22,33%	5,57%	31,86%
PLD	7	27,09%	8,40%	33,20%

\* Como o p-value muda dependendo do lag máximo da equação, o valor nessa coluna foi obtido na equação com lag máximo igual a defasagem escolhida

Fonte: elaborado pelo autor

Com base no resumo, é observado que os valores de R-quadrado ajustado ficaram entre 16,34% e 49,42%. Essa faixa de valores é bastante relevante visto que

se tratam de valores para modelos do VAR, no qual não é possível eliminar defasagens não significativas na elaboração das equações. Outro ponto a ser considerado sobre o grau de ajuste dos modelos escolhidos é que parte das variáveis envolvem um conjunto de dados socioeconômicos analisados separadamente. Logo é possível verificar a relação direta e bastante relevante no número de Oportunidades recebidas, sem interferência de outras variáveis.

Um *p-value* consta como não aprovado (12,45%), entretanto, a justificativa de considerar esta defasagem aceitável para as análises se deu na seção destinada à análise da variável Consumo. Os valores de explicação da variância da série de Oportunidades recebidas ficaram entre 16,57% e 43,51%.

De maneira geral, as variáveis Selic *lag* 12, Selic *lag* 7, PLD *lag* 7 e DCIDE *lag* 9 foram as variáveis, nessa ordem, que apresentaram melhores resultados na aplicação das ferramentas.

#### **4.1.2 Regressão Linear**

A análise de causalidade contemporânea foi feita com base na realização de regressões lineares simples entre cada uma das variáveis independentes e a dependente (Oportunidades de Vendas Recebidas). De modo a manter as séries estudadas nas mesmas bases em ambas as análises, nesta seção também se garantiu a condição de estacionariedade das séries, da mesma forma que foi feito nos Vetores Autorregressivos.

Os períodos analisados também foram os mesmos utilizados no VAR, de novembro de 2018 a maio de 2023, com exceção da variável PLD, que vai até fevereiro de 2023. As Tabelas 50 e 51 apresentam os resultados das regressões aplicadas para os dados macroeconômicos e do mercado de energia.

Tabela 50 – Resultados regressão linear variáveis macroeconômicas

Coefficients PIB:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	1.3771383	7.9024328	0.174	0.862
PIBdiff	0.0003976	0.0002555	1.556	<b>0.126</b>
Residual standard error: 57.27 on 52 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.04451, Adjusted R-squared: 0.02614				
F-statistic: 2.422 on 1 and 52 DF, p-value: 0.1257				
Coefficients IPCA:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	3.291	7.928	0.415	0.680
IPCAdiff	14.246	18.210	0.782	<b>0.438</b>
Residual standard error: 58.25 on 52 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.01163, Adjusted R-squared: -0.007375				
F-statistic: 0.612 on 1 and 52 DF, p-value: 0.4376				
Coefficients Selic:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	2.629	7.776	0.338	0.7367
SELIC	108.316	50.417	2.148	<b>0.0365 *</b>
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 56.59 on 51 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.08299, Adjusted R-squared: 0.06501				
F-statistic: 4.616 on 1 and 51 DF, p-value: 0.03646				

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 51 – Resultados regressão linear variáveis mercado de energia

Coefficients Consumo:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	0.716504	7.582584	0.094	0.925
Consumodiff	0.024566	0.009551	2.572	<b>0.013 *</b>
Residual standard error: 55.19 on 52 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.1129, Adjusted R-squared: 0.0958				
F-statistic: 6.616 on 1 and 52 DF, p-value: 0.01301				
Coefficients DCIDE:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	2.9816	8.0695	0.369	0.713
DCIDE	-0.9033	1.1486	-0.786	<b>0.435</b>
Residual standard error: 58.74 on 51 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.01198, Adjusted R-squared: -0.00739				
F-statistic: 0.6185 on 1 and 51 DF, p-value: 0.4352				
Coefficients PLD:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	230.56855	11.06047	20.846	< 2e-16 ***
PLD0222	-0.16687	0.04259	-3.918	<b>0.000359 ***</b>
Residual standard error: 39.97 on 38 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.2878, Adjusted R-squared: 0.269				
F-statistic: 15.35 on 1 and 38 DF, p-value: 0.0003594				

Fonte: elaborado pelo autor

Das seis variáveis independentes estudadas na regressão apenas 3 foram aprovadas e uma obteve um *p-value* próximo do valor de aceitação de 10%. As variáveis que indicaram uma causalidade contemporânea na série dependente foram o PLD, o Consumo de energia elétrica e a taxa Selic. Essas variáveis também foram selecionadas nas análises do VAR, apresentando, com exceção da Selic no curto prazo, defasagens altas de 7 períodos. O PLD foi a variável que mais apresentou correlação com a série de Oportunidades, possuindo um *p-value* de 0,359%. As variáveis Consumo e Selic apresentaram, respectivamente, 1,3% e 3,65%. O PIB foi a variável que obteve um *p-value* próximo do limite necessário, com 12,6%. Como o R-quadrado ajustado também não configurou entre os maiores avaliados, decidiu-se não avançar com essa variável no período contemporâneo.

Um passo necessário na análise das regressões lineares é a verificação da normalização dos resíduos. Isso é feito através dos testes Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Francia. A Tabela 52 traz o resultado dos testes das variáveis, com seus *p-values* acima de 0,1, denotando sua aprovação, visto que nesses testes deseja-se rejeitar a hipótese nula de que os resíduos não estão normalizados.

Tabela 52 – Resultados testes normalização dos resíduos

	SW	KS	SF
Selic	0,689	0,7602	0,6753
Consumo	0,7808	0,6101	0,885
PLD	0,724	0,3613	0,7491

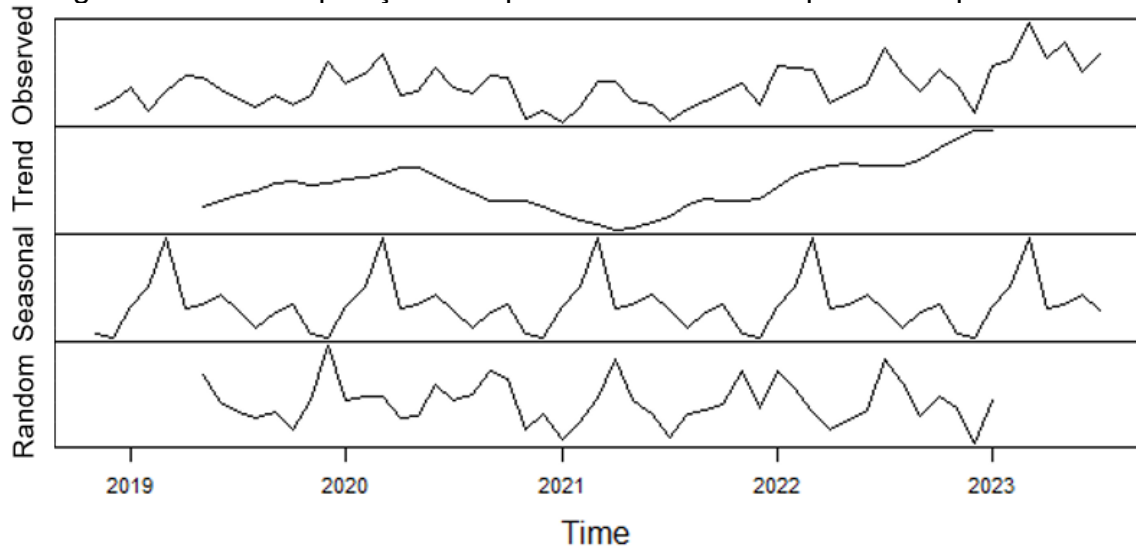
Fonte: elaborado pelo autor

## 4.2 PROJEÇÃO DO COMPORTAMENTO DE COMPRA

A última etapa desta pesquisa envolve a projeção da série temporal estudada de Oportunidades de Vendas Recebidas com base nos modelos Holt-Winters Aditivo, Holt-Winters Multiplicativo, ARIMA e Redes Neurais Artificiais. O período de análise vai de novembro de 2018 a julho de 2023 e as projeções foram realizadas para os 16 meses seguintes.

Visando um melhor entendimento das componentes da variável dependente, é realizada a decomposição da série nos fatores tendência, sazonalidade e aleatoriedade. A Figura 30 demonstra a decomposição da série estudada.

Figura 30 – Decomposição multiplicativa da série temporal de Oportunidades



Fonte: elaborado pelo autor

Pode-se observar que a série apresenta uma tendência crescente desde início de 2021, atingindo seu maior número, nesse conjunto de dados, no início de 2023. A sazonalidade da série também é bastante visível apresentando picos de recebimento de Oportunidades de Venda logo no início de cada ano. Com a identificação das componentes da série, inicia-se as projeções com base nos modelos.

#### 4.2.1 Métodos Holt-Winters (HW) Aditivo e Multiplicativo

Foram aplicados os modelos Holt-Winters (HW) Aditivo e Multiplicativo na variável estudada e obtidos as seguintes previsões para os próximos 16 meses, como mostram as Figuras 31 e 32. Nos gráficos constam as linhas médias e os intervalos de confiança de 80% a 95%.



Figura 31 – Projeção de Oportunidades com Holt-Winters Aditivo

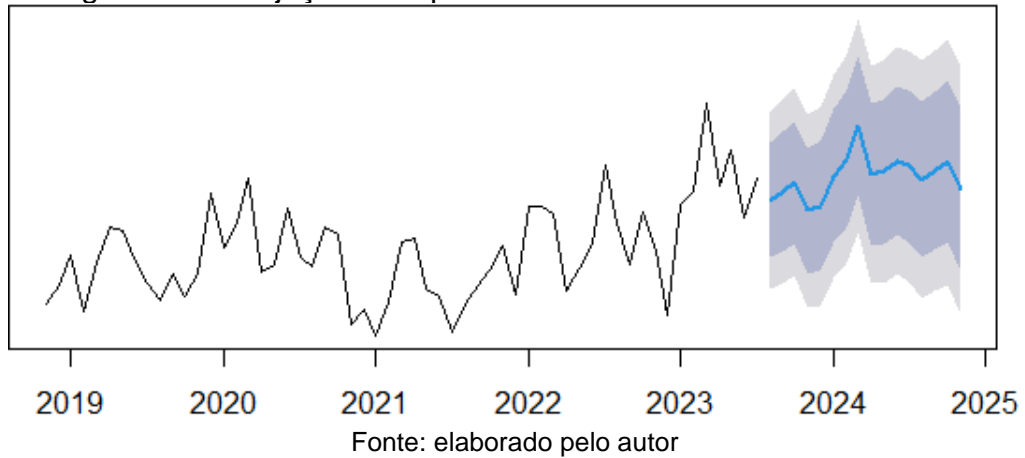
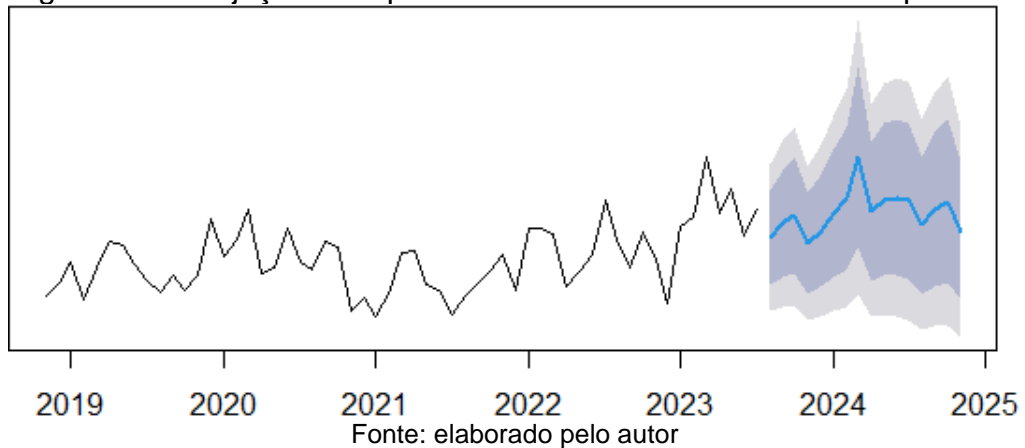


Figura 32 – Projeção de Oportunidades com Holt-Winters Multiplicativo

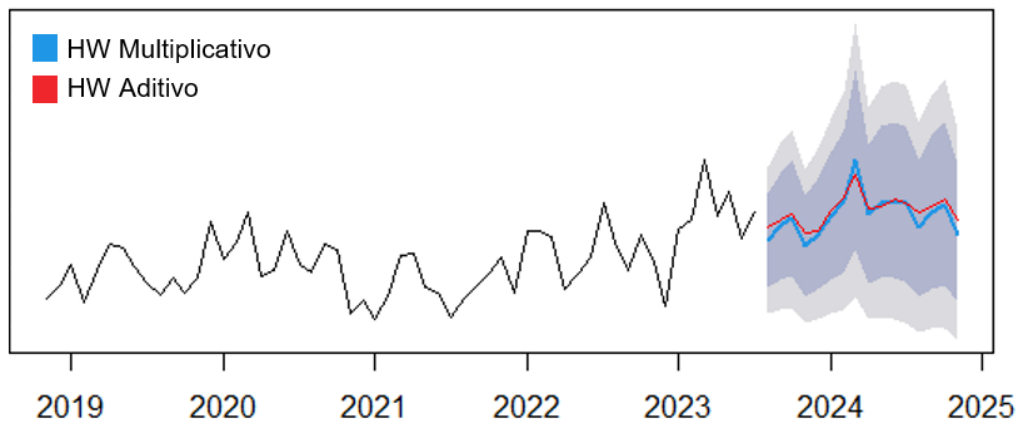


Os modelos elaborados contaram com os seguintes parâmetros:

- a) Aditivo:  $\alpha = 0,2574$ ,  $\beta = 1e-04$  e  $\gamma = 1e-04$ ;
- b) Multiplicativo:  $\alpha = 0,248$ ,  $\beta = 1e-04$  e  $\gamma = 1e-04$ .

Observa-se em ambos os modelos que o parâmetro alpha contou com valores distantes de 1, o que indica que foi dada mais relevância aos dados mais defasados da série. Comparando agora os dois modelos é perceptível que eles são aproximados, contendo poucas diferenças. A Figura 33 apresenta a projeção HW Multiplicativa com adição da linha de projeção média do modelo HW Aditivo.

Figura 33 – Comparação modelos Multiplicativo e Aditivo



Fonte: elaborado pelo autor

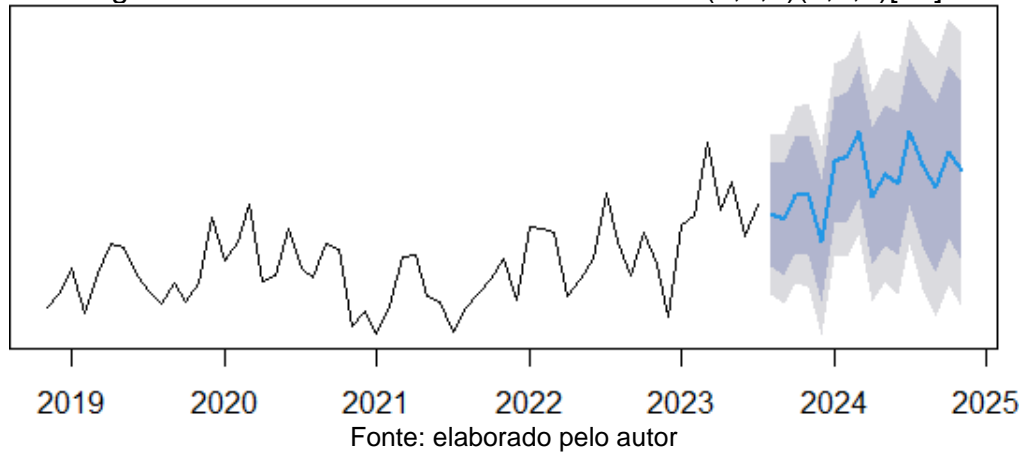
#### 4.2.2 Método ARIMA

Para previsão da série com o método ARIMA foram testados diversos modelos com diferentes parâmetros  $(p,d,q)$ , levando em conta Critérios de Informação para definição do melhor modelo. Ao final dos testes, o mais indicado foi um ARIMA sazonal, também chamado de SARIMA, com os parâmetros  $(1,1,1)(1,1,0)[12]$ . Ao interpretar os parâmetros obtidos, observa-se que, referente à parte não-sazonal, o modelo identificou a necessidade de aplicar a primeira diferença na série. Além disso, o modelo também conta com uma defasagem e uma componente de média móvel, ilustrando a utilização dos dados do último mês para a explicação do seguinte.

Para a parte sazonal também foi observada a necessidade da aplicação de uma diferença sazonal e da defasagem de um período sazonal para a criação do modelo. Foram identificados 12 períodos por ciclo sazonal. O reconhecimento da sazonalidade e da necessidade de diferenciar a série está em concordância com outros resultados apresentados no estudo.

A Figura 34 traz a projeção da série estudada para os próximos 16 meses, junto com os intervalos de confiança, a partir da utilização do modelo SARIMA eleito.

Figura 34 – Previsão com modelo SARIMA (1,1,1)(1,1,0)[12]

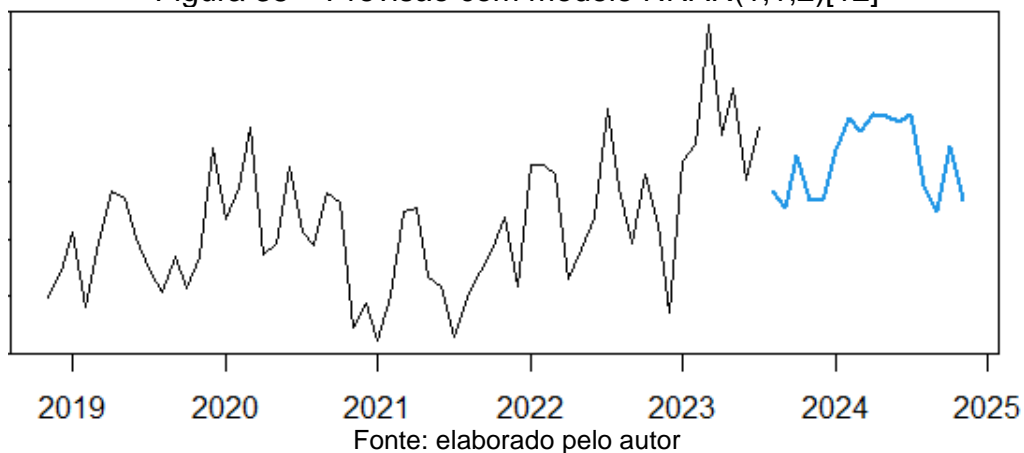


#### 4.2.3 Método de Redes Neurais Artificiais (RNA)

O último método de previsão utilizado foi o de Redes Neurais Artificiais (RNA). Como afirmado por Tafner (1998), existem diferentes estruturas e variantes de RNA e a utilizada neste estudo apresenta um formato do tipo  $NNAR(p, P, k) m$ . Neves, Dorneles e Beltrão (2020) esclarecem que essa rede neural funciona de forma autorregressiva, se assemelhando ao modelo ARIMA, e tem como parâmetros: i) o  $p$ , que indica o número de observações passadas utilizadas; ii)  $P$ , que aparece em casos de série com sazonalidade e é a quantidade de observações equivalentes dos períodos anteriores; iii)  $k$ , sendo o número de nós ou neurônios na camada oculta da rede; iv)  $m$ , número de observações por ano.

Com o uso do pacote de programação do R contendo códigos que identificam RNA ótimas para conjunto de dados foi encontrado o seguinte formato para a série de Oportunidades de Vendas:  $NNAR(1,1,2)[12]$ . A partir desse modelo foi realizada a projeção no tempo da variável estudada, como pode ser visto na Figura 35.

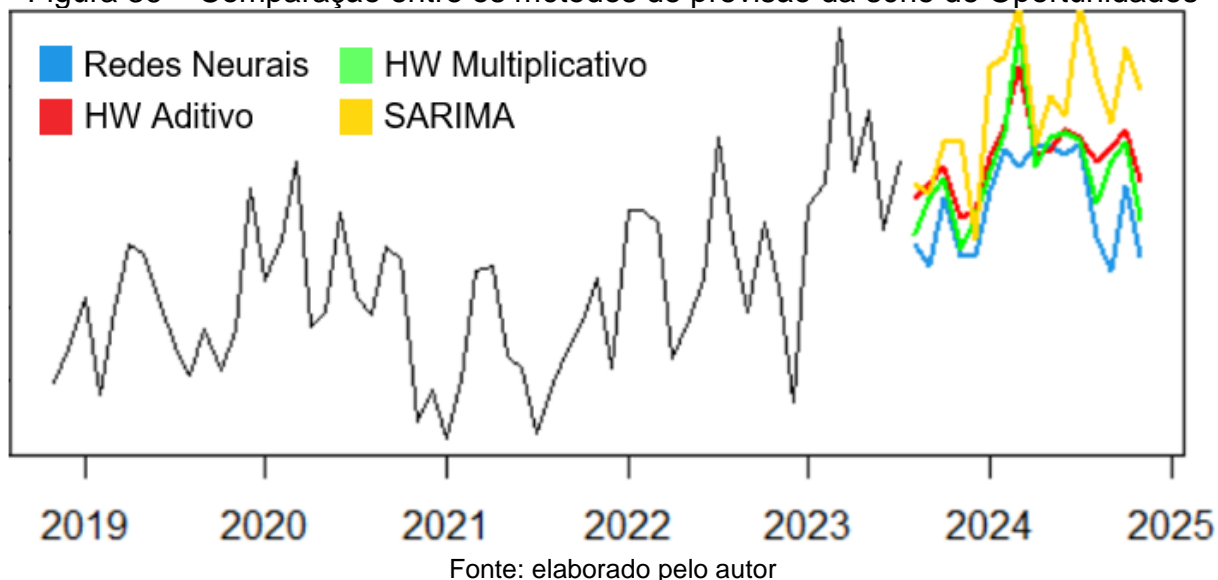
Figura 35 – Previsão com modelo NNAR(1,1,2)[12]



#### 4.2.4 Comparação dos métodos e avaliação das métricas de erros

De modo a visualizar as diferenças das projeções e reconhecer o melhor método de previsão para o conjunto de dados estudado foram analisadas as linhas médias das curvas projetadas e utilizadas métricas de erros. A Figura 36 traz o comparativo gráfico dos resultados dos métodos de previsão aplicados.

Figura 36 – Comparação entre os métodos de previsão da série de Oportunidades



Os modelos HW Aditivo e Multiplicativo apresentaram projeções bastante próximas, como já pôde ser visto na Figura 33. A projeção gerada pelo método SARIMA, em alguns momentos, se assemelhou ao modelo HW, no que diz respeito aos momentos de alta e baixa, mas se diferenciando por conta de valores mais

elevados. Já o método de Redes Neurais Artificiais obteve um resultado de previsão com valores mais suavizados, mas que em certos momentos acompanharam as tendências dos outros modelos. Assim, de maneira geral, o método de RNA configurou-se como aquele que apresentou menores valores projetados de Oportunidades, enquanto o método SARIMA foi o que apresentou os maiores valores.

Para elencar o melhor método de previsão da série de Oportunidades de Vendas recebidas foram utilizadas as métricas de erros MAE, RMSE, MAPE e MASE, com fórmulas já apresentadas na seção 2.5.4. A Tabela 53 apresenta a acurácia dos modelos.

Tabela 53 – Acurácia dos modelos com base nas métricas de erros

	MAE	RMSE	MAPE	MASE
HW Aditivo	36,279	45,774	18,936%	0,531
HW Multiplicativo	35,906	44,460	18,787%	0,525
SARIMA	35,131	49,705	17,481%	0,514
Redes Neurais	<b>33,844</b>	<b>43,513</b>	<b>16,876%</b>	<b>0,495</b>

Fonte: elaborado pelo autor

Verifica-se que o método que apresentou melhores resultados em todas as métricas utilizadas foi o método de Redes Neurais Artificiais. O método SARIMA apresentou o segundo melhor resultado em 3 métricas, entretanto, no RMSE obteve um resultado significativamente distante dos demais. Os métodos de HW tiveram acurácias próximas, mas com o método Multiplicativo tendo melhores resultados na comparação desses dois modelos.

Ainda que seja possível definir o melhor método a partir das métricas de erros, com uma análise puramente quantitativa, também se faz interesse observar se as tendências no futuro próximo vão ao encontro dos dados de um passado recente, ou de defasagens maiores. Essa análise mais qualitativa se mostra proveitosa ao verificar as características dos modelos gerados, que apresentam diferenças na relevância dada à quantidade de defasagens utilizadas na realização dos métodos.

Os modelos SARIMA e RNA atribuíram um peso maior às observações defasadas de curto prazo, constatado pelo  $p = 1$ . Por isso, se torna mais pertinente comparar esses modelos em um cenário em que a tendência no futuro próximo

acompanha a situação dos dados no tempo presente. Por outro lado, se for observado um retorno do comportamento dos dados a um padrão identificado em períodos mais distantes, ocorridos anteriormente na série, os modelos HW passam a ser mais adequados, em razão da importância dada aos valores mais defasados no tempo.

## 5 CONCLUSÃO

No cenário atual do Setor Elétrico Brasileiro, em que há uma progressiva abertura do mercado para a migração para o Ambiente de Contratação Livre, compreender os fatores que afetam o comportamento de compra dos consumidores permite uma melhor tomada de decisão e um planejamento comercial mais estratégico. Nesse sentido, o presente estudo se propôs a alcançar dois objetivos: identificar, dentre um conjunto de variáveis selecionadas, aquelas que impactam no número de Oportunidades de Venda de Energia Recebidas pela empresa objeto de estudo e projetar no tempo futuro (16 meses seguintes) o comportamento de compra dos consumidores através da previsão desse número de Oportunidades.

Com a utilização do *software* de programação R e dos pacotes destinados aos cálculos estatísticos, foi possível realizar a modelagem e simulação do problema para esse conjunto de dados específicos, embora isso não impeça a replicação do estudo adicionando outras variáveis não utilizadas aqui.

As entrevistas com especialistas da área permitiram a seleção de 6 variáveis diferentes, divididas igualmente em um grupo de dados macroeconômicos e um grupo de dados do setor de energia. As variáveis são: PIB, IPCA, Taxa Selic, Consumo de energia elétrica dos agentes Consumidores Livres e Especiais, preço de energia no longo prazo (DCIDE) e preço de energia no curto prazo (PLD). Os dados foram obtidos de diferentes fontes, tais como Câmara de Comercialização de Energia Elétrica e Dcide, para as variáveis do setor, e IBGE e Banco Central, para as variáveis macroeconômicas. O tratamento desses dados se deu conforme descrito na seção 3.2.2 desta pesquisa.

Visando atingir o primeiro objetivo, de identificar variáveis impactantes na série dependente estudada, utilizou-se de duas abordagens diferentes. A primeira buscou encontrar relações de causalidade no tempo passado, ou seja, defasadas. Já a segunda analisou essas relações no tempo presente, chamada de causalidade contemporânea.

Para verificar a existência de relações de causalidade entre as séries foram aplicadas as ferramentas de Vetores Autorregressivos e decomposição da variância, para análise de defasagens, e regressão linear, para análise contemporânea, tendo como condição inicial a estacionariedade das variáveis, comprovada pelos testes

ADF e KPSS. Foram encontradas relações de causalidade defasada em todos os 6 ensaios feitos, que envolveu, separadamente, cada uma das variáveis independentes e a variável dependente de Oportunidades de Vendas Recebidas. As relações de causalidade contemporânea foram verificadas em apenas 3 variáveis independentes.

A taxa Selic foi a variável que mais apresentou relação defasada com a série de estudo, apontando influência em diversos *lags* que foram agrupados em 3 períodos distintos, curto, médio e longo prazo. Para cada um desses segmentos os melhores resultados foram dos *lags* 1, 7 e 12, sendo o último aquele com melhor R-quadrado ajustado para sua equação obtida no VAR, melhor explicação da variância da série de Oportunidades e segundo melhor *p-value*, perdendo apenas para Selic com 1 defasagem, levando em conta todos os ensaios. Na análise contemporânea a Selic também se mostrou influente na variável dependente, sendo sua equação aprovada com um *p-value* de 3,65%.

O preço da energia no curto prazo, ou Preço de Liquidação das Diferenças (PLD), foi a segunda variável que mais demonstrou impacto defasado no número de Oportunidades Recebidas. O R-quadrado ajustado e a decomposição da variância exibiram o terceiro melhor resultado geral para essa variável defasada em 7 períodos, com 27,09% e 33,2%, respectivamente. A maior relação do PLD foi percebida na análise de causalidade contemporânea, por meio da regressão linear, na qual se obteve aprovação apresentando um *p-value* de 0,0359%, o melhor valor de todos os ensaios com essa abordagem.

A DCIDE, representando o preço da energia no longo prazo, não teve aprovação na causalidade contemporânea, diferente da defasada, na qual o *lag* 9 foi o melhor resultado dessa variável, com um *p-value* de 5,57%, R-quadrado ajustado de 22,33% e explicação da variância da variável de estudo de 31,86%, denotando sua aprovação.

Evidenciando aprovação em ambas as abordagens, o Consumo obteve um *p-value* de 1,3% no teste F da equação de regressão linear. Além disso, na análise de causalidade defasada, essa variável com 7 defasagens obteve respectivos R-quadrado ajustado e decomposição da variância de 25,82% e 26,07%.

Já as variáveis macroeconômicas PIB e IPCA só indicaram resultados aprovados nas ferramentas de Vetores Autorregressivos e decomposição da



variância, entretanto, ainda que tenham sido positivos, as outras variáveis se revelaram mais impactantes do que essas.

Pode-se, então, concluir que todas as 6 variáveis independentes influenciam de maneira defasada no número de Oportunidades, com a Selic, o PLD e o Consumo também influenciando no tempo presente. Ressalta-se o maior grau de impacto das variáveis Selic e PLD nas causalidades defasada e contemporânea, respectivamente. Dessa forma, se atingiu os dois primeiros objetivos do presente estudo de identificar relações de causalidade entre as séries.

Para atingir os últimos objetivos propostos foram utilizados os métodos de Holt-Winters Aditivo e Multiplicativo, SARIMA e Redes Neurais Artificiais (RNA) com o intuito de projetar a série de Oportunidades de Venda de energia por até 16 meses no futuro e mensurar a acurácia desses modelos, a fim de selecionar o mais adequado.

As previsões dos modelos HW Aditivo e Multiplicativo apresentaram resultados semelhantes, se localizando em uma faixa entre as projeções dos métodos SARIMA e RNA. Os resultados obtidos do método de redes neurais caracterizaram uma projeção mais suavizada, acompanhando, em certos momentos, as tendências das outras previsões. Já o modelo SARIMA gerou resultados mais elevados, ainda que seguisse os períodos de alta e baixa das outras projeções.

Com a utilização das métricas de erros MAE, RMSE, MAPE e MASE foi possível avaliar a acurácia dos métodos utilizados e selecionar aquele que apresentou menores imprecisões. O método das Redes Neurais Artificiais foi o que obteve melhores resultados em todas as avaliações, sendo então o modelo de maior acurácia para o conjunto de dados na presente pesquisa. Além disso, destaca-se também a importância da realização de uma análise qualitativa, ao observar se os dados do futuro próximo vão ao encontro de um passado recente, ou de defasagens maiores. Essa análise se faz relevante já que os modelos SARIMA e RNA ofertam mais importância aos dados defasados de curto prazo, enquanto os modelos HW colocam um peso maior às observações um pouco mais antigas da série ( $\alpha = 0,248$ ).

Assim, com a previsão da série estudada e seleção do melhor modelo com base em métricas, foi possível atender a todos os objetivos previstos para esta pesquisa. Uma limitação encontrada na mesma foi a impossibilidade de um estudo mais específico sobre o sentido do impacto, positivo ou negativo, das variáveis independentes. Isso porque, dado o alto número de defasagens encontrado nas

relações de causalidade, a análise com a utilização de uma ferramenta que mede o sentido do impacto, como a Função Impulso-Resposta (FIR), ficou comprometida. Sugere-se, então, para trabalhos futuros uma replicação desse estudo com série de Oportunidades de outras comercializadoras do setor, ou até mesmo considerando outras variáveis no estudo, como a série de preços praticados pela própria empresa nas negociações de venda de energia. Pode-se, também, realizar outras projeções com diferentes séries de Oportunidades a partir de métodos diferentes, tendo como auxílio, por exemplo, o pacote “*tidyverse*”.

## REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (Brasil). **Resolução nº 351**, de 11 de novembro de 1998. Autoriza o Operador Nacional do Sistema Elétrico - ONS a executar as atividades de coordenação e controle da operação da geração e transmissão de energia elétrica nos sistemas interligados. 1998. Disponível em: <http://www2.aneel.gov.br/cedoc/res1998351.pdf>. Acesso em: 28 jun. 2023.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (Brasil). **Resolução nº 858**, de 1 de outubro de 2019. Estabelece os critérios e procedimentos para o cálculo dos limites máximo e mínimo do Preço de Liquidação de Diferenças (PLD) e do valor da tarifa de energia de otimização referente à cessão de energia efetuada pelo comercializador de energia da Usina Hidroelétrica Itaipu (TEOItaipu). 2019. Disponível em: [https://antigo.aneel.gov.br/web/guest/audiencias-publicas-antigas?p\\_p\\_id=participacaopublica\\_WAR\\_participacaopublicaportlet&p\\_p\\_lifecycle=2&p\\_p\\_state=normal&p\\_p\\_mode=view&p\\_p\\_cacheability=cacheLevelPage&p\\_p\\_col\\_id=column-2&p\\_p\\_col\\_pos=1&p\\_p\\_col\\_count=2&\\_participacaopublica\\_WAR\\_participacaopublicaportlet\\_idDocumento=39022&\\_participacaopublica\\_WAR\\_participacaopublicaportlet\\_tipoFaseReuniao=fase&\\_participacaopublica\\_WAR\\_participacaopublicaportlet\\_jsPage=%2Fhtml%2Fpp%2Fvisualizar.jsp](https://antigo.aneel.gov.br/web/guest/audiencias-publicas-antigas?p_p_id=participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet&p_p_lifecycle=2&p_p_state=normal&p_p_mode=view&p_p_cacheability=cacheLevelPage&p_p_col_id=column-2&p_p_col_pos=1&p_p_col_count=2&_participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet_idDocumento=39022&_participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet_tipoFaseReuniao=fase&_participacaopublica_WAR_participacaopublicaportlet_jsPage=%2Fhtml%2Fpp%2Fvisualizar.jsp). Acesso em: 25 out. 2023.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (Brasil). **Transmissão: Outorga**. 2022. Disponível em: <https://www.gov.br/aneel/pt-br/assuntos/transmissao/outorga>. Acesso em: 27 set. 2023.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (Brasil). **Sobre Bandeiras Tarifárias**. 2023. Disponível em: <https://www.gov.br/aneel/pt-br/assuntos/tarifas/bandeiras-tarifarias>. Acesso em: 01 out. 2023.

AIUBE, Fernando Antonio Lucena. **Modelos quantitativos em finanças**: Com enfoque em commodities. Porto Alegre: Bookman, 2012.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE DISTRIBUIDORES DE ENERGIA ELÉTRICA. **Visão Geral do Setor**. Disponível em: <https://abradee.org.br/visao-geral-do-setor/>. Acesso em: 25 set. 2023.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO. **Áreas da Engenharia de Produção**. Disponível em: <https://portal.abepro.org.br/profissao/>. Acesso em: 21 out. 2023.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DOS COMERCIALIZADORES DE ENERGIA. **Instituições do setor elétrico**. 2021. Disponível em: <https://abraceel.com.br/blog/2021/07/instituicoes-do-setor-eletrico/>. Acesso em: 14 ago. 2023.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Taxa Selic**. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/controleinflacao/taxaselic>. Acesso em: 21 out. 2023.

BRASIL. **Decreto nº 5.163**, de 30 de julho de 2004. Regulamenta a comercialização de energia elétrica, o processo de outorga de concessões e de autorizações de geração de energia elétrica, e dá outras providências. Brasília, 30 jul. 2004a.

BRASIL. **Decreto nº 5.177**, de 12 de agosto de 2004. Regulamenta os arts. 4o e 5o da Lei nº 10.848, de 15 de março de 2004, e dispõe sobre a organização, as atribuições e o funcionamento da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica - CCEE. Brasília, 12 ago. 2004b.

BRASIL. **Decreto nº 11.492**, de 17 de abril de 2023. Aprova a Estrutura Regimental e o Quadro Demonstrativo dos Cargos em Comissão e das Funções de Confiança do Ministério de Minas e Energia e remaneja e transforma cargos em comissão e funções de confiança. Brasília, 17 de abril de 2023. Disponível em: [https://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_Ato2023-2026/2023/Decreto/D11492.htm#art5](https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2023-2026/2023/Decreto/D11492.htm#art5). Acesso em: 14 ago. 2023.

BRASIL. **Lei nº 9.074**, de 07 de julho de 1995. Estabelece normas para outorga e prorrogações das concessões e permissões de serviços públicos e dá outras providências. Brasília: Presidência da República, 1995. Disponível em: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/leis/l9074cons.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l9074cons.htm). Acesso em: 28 jun. 2023.

BRASIL. **Lei nº 9.427**, de 26 de dezembro de 1996. Institui a Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL, disciplina o regime das concessões de serviços públicos de energia elétrica e dá outras providências. Brasília: Presidência da República, 1996. Disponível em: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/Leis/L9427compilada.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/Leis/L9427compilada.htm). Acesso em: 28 jun. 2023.

BRASIL. **Lei nº 9.478**, de 06 de agosto de 1997. Dispõe sobre a política energética nacional, as atividades relativas ao monopólio do petróleo, institui o Conselho Nacional de Política Energética e a Agência Nacional do Petróleo e dá outras providências. Brasília: Presidência da República, 1997. Disponível em: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/leis/l9478.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l9478.htm). Acesso em: 28 jun. 2023.

BRASIL. **Lei nº 9.648**, de 27 de maio de 1998. Altera dispositivos das Leis no 3.890-A, de 25 de abril de 1961, no 8.666, de 21 de junho de 1993, no 8.987, de 13 de fevereiro de 1995, no 9.074, de 7 de julho de 1995, no 9.427, de 26 de dezembro de 1996, e autoriza o Poder Executivo a promover a reestruturação da Centrais Elétricas Brasileiras - ELETROBRÁS e de suas subsidiárias e dá outras providências. Brasília: Presidência da República, 1998. Disponível em: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/leis/l9648cons.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l9648cons.htm). Acesso em: 28 jun. 2023.

BRASIL. **Lei nº 10.848**, de 15 de março de 2004. Dispõe sobre a comercialização de energia elétrica, altera as Leis nºs 5.655, de 20 de maio de 1971, 8.631, de 4 de março de 1993, 9.074, de 7 de julho de 1995, 9.427, de 26 de dezembro de 1996, 9.478, de 6 de agosto de 1997, 9.648, de 27 de maio de 1998, 9.991, de 24 de julho de 2000, 10.438, de 26 de abril de 2002, e dá outras providências. Diário Oficial da União: Brasília, DF, 15 mar. 2004c.

BRASIL. **Lei nº 10.847**, de 15 de março de 2004. Autoriza a criação da Empresa de Pesquisa Energética – EPE e dá outras providências. Diário Oficial da União: Brasília, DF, 15 mar. 2004d.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia. **Portaria Normativa nº 50/GM/MME**, de 27 de setembro de 2022. Diário Oficial da União. Seção 1, p. 188. Brasília, 28 set. 2022.

BUENO, Rodrigo de Losso da Silveira. **Econometria de Séries Temporais**. 1. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2008. 320 p.

CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA (Brasil). **Governança**. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/governanca>. Acesso em: 27 jun. 2023a.

CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA (Brasil). **Nossos Associados**. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/nossos-associados>. Acesso em: 24 set. 2023b.

CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA (Brasil). **Balanço 2022**. 2023. Disponível em: [https://www.ccee.org.br/o/ccee/documentos/CCEE\\_1068101#:~:text=O%20n%C3%BAmero%20de%20Agentes%20associados,e%2011.474%20da%20categoria%20Comercializa%C3%A7%C3%A3o](https://www.ccee.org.br/o/ccee/documentos/CCEE_1068101#:~:text=O%20n%C3%BAmero%20de%20Agentes%20associados,e%2011.474%20da%20categoria%20Comercializa%C3%A7%C3%A3o). Acesso em: 01 out. 2023c.

CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA (Brasil). **Proposta Conceitual para Abertura do Mercado**. 2021. Disponível em: [https://www.ccee.org.br/documents/80415/919440/NT%20CCEE\\_Proposta%20conceitual%20para%20a%20Abertura%20do%20Mercado.pdf/f1047c70-d85f-68f0-1953-5b10581d8741](https://www.ccee.org.br/documents/80415/919440/NT%20CCEE_Proposta%20conceitual%20para%20a%20Abertura%20do%20Mercado.pdf/f1047c70-d85f-68f0-1953-5b10581d8741). Acesso em: 01 out. 2023.

CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA (Brasil). **Contratos CCEE**. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/mercado/contratos>. Acesso em: 01 out. 2023d.

CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA (Brasil). **Mercado Mensal**. 2023. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/dados-e-analises/dados-mercado-mensal>. Acesso em: 21 out. 2023e.

CAMPOS, Roger Júnio. **Previsão de séries temporais com aplicações a séries de consumo de energia elétrica**. 2008. 85 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2008.

CELESC. **Ambiente livre e regulado**. Disponível em: <https://www.celesc.com.br/home/mercado-de-energia/ambiente-livre-e-regulado>. Acesso em: 02 out. 2023.

CONFEDERAÇÃO NACIONAL DA INDÚSTRIA. **Cartilha da Energia Elétrica: entendendo melhor os termos técnicos e conceitos do setor**. Brasília: CNI, 2021. 31 p. Disponível em: [https://static.portaldaindustria.com.br/media/filer\\_public/21/c4/21c491ca-3414-4049-](https://static.portaldaindustria.com.br/media/filer_public/21/c4/21c491ca-3414-4049-)

b437-f49f17312992/id\_237815\_cartilha\_da\_energia\_eletrica.pdf. Acesso em: 01 out. 2023.

COMERC ENERGIA. **Gestora de energia facilita sua entrada no mercado livre de energia**. 2021. Disponível em: <https://panorama.comerc.com.br/gestora-de-energia-facilita-entrada-no-mercado-livre>. Acesso em: 01 out. 2023.

COPEL MERCADO LIVRE. **Entenda o Setor Elétrico Brasileiro - SEB**. Disponível em: <https://copelmercadolivre.com/entenda-o-setor-eletrico-brasileiro-seb/>. Acesso em 25 set. 2023.

COWPERTWAIT, Paul S. P.; METCALFE, Andrew V. **Introductory time series with R**. Springer Science & Business Media, 2009.

DCIDE. **Quem Somos**. Disponível em: <https://www.dcide.com.br/>. Acesso em: 22 out. 2023a.

DCIDE. **Pool Denergia**. Disponível em: <https://www.dcide.com.br/produtos/pool-denergia/>. Acesso em: 22 out. 2023b.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA (Brasil). Ministério de Minas e Energia. **Balanco Energético Nacional (BEN) 2023: Ano base 2022**. EPE, 2023. Disponível em: [https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-748/topico-681/BEN\\_S%C3%ADntese\\_2023\\_PT.pdf](https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-748/topico-681/BEN_S%C3%ADntese_2023_PT.pdf). Acesso em: 28 jun. 2023a.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Quem somos**. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/a-epe/quem-somos>. Acesso em 24 set. 2023b.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Anuário Estatístico de Energia Elétrica 2023: ano base 2022**. Rio de Janeiro: EPE, 2023. Disponível em: <https://dashboard.epe.gov.br/apps/anuario-livro/#Apresenta%C3%A7%C3%A3o>. Acesso em: 01 out. 2023c.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Carga de energia deve crescer em média 3,4% por ano no período de 2022 a 2026**. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/imprensa/noticias/carga-de-energia-deve-crescer-em-media-3-4-por-ano-no-periodo-de-2022-a-2026#:~:text=Para%20o%20per%C3%ADodo%202022%2D2026,no%20Produto%20Interno%20Bruto%20%E2%80%93%20PIB>. Acesso em 21 out. 2023d.

ENDERS, Walter. **Applied Econometric Time Series**. 2. ed. Wiley Series in Probability and Statistics, 2004.

ENERGÊS. **ANEEL, CCEE, ONS, EPE – AS INSTITUIÇÕES DE ENERGIA**. 2020. Disponível em: <https://energes.com.br/instituicoes-de-energia/#:~:text=Para%20organizar%20todo%20o%20SEB,Minist%C3%A9rio%20de%20Minas%20e%20Energia>. Acesso em: 14 ago. 2023.

ENGIE. **Você sabe como funciona o setor elétrico no Brasil?** 2020. Disponível em: <https://www.alemdaenergia.engie.com.br/voce-sabe-como-funciona-o-setor-eletrico-no-brasil/>. Acesso em: 27 set. 2023.

ESFERA ENERGIA. **Quais mudanças previstas para o Mercado Livre de Energia em 2024?** 2023. Disponível em: <https://blog.esferaenergia.com.br/mercado-livre-de-energia/mercado-livre-energia-2024>. Acesso em: 01 out. 2023.

FLOREZI, Guilherme. **Consumidores livres de energia elétrica: uma visão prática**. 2009. 158 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2009.

GARCIA, Gabriel. Brasil lidera investimentos internacionais em energia renovável, diz relatório da ONU. **CNN Brasil**, Brasília, 15 out. 2023. Economia. Disponível em: <https://www.cnnbrasil.com.br/economia/brasil-lidera-investimentos-internacionais-em-energia-renovavel-diz-relatorio-da-onu/>. Acesso em: 14 dez. 2023.

GIL, Antonio Carlos. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2002.

GOLDEMBERG, José. **Energia e desenvolvimento. Estudos Avançados, Dossiê Recursos Naturais**. 1998. 12(33), 7-15. Disponível em: <https://www.revistas.usp.br/eav/article/view/9402/10970>. Acesso em: 29 jun. 2023.

GUJARATI, Damodar N.; PORTER, Dawn C. **Econometria básica**. 5. ed. Porto Alegre: AMGH, 2011. 924 p.

HAYKIN, Simon. **Redes Neurais: princípios e prática**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

HYNDMAN, R. J.; KOEHLER, A. B. Another look at measures of forecast accuracy. **International Journal of Forecasting**, v. 22, n. 4, p. 679-688, 2006.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Produto Interno Bruto – PIB**. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/explica/pib.php>. Acesso em: 21 out. 2023a.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Inflação**. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/explica/inflacao.php>. Acesso em: 21 out. 2023b.

LORENZO, Helena Carvalho de. **O Setor Elétrico Brasileiro: passado e futuro**. Perspectivas: Revista de Ciências Sociais, v. 24/25, 2001/2002. Disponível em: <http://hdl.handle.net/11449/108151>.

MARTINS, Dimitri Melo Rodrigues. **Setor Elétrico Brasileiro: Análise do Investimento de Capital em Usinas Termelétricas**. 2008. Dissertação (Mestrado em Economia) – Programa de Pós-Graduação em Economia, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2008.

MERCURIO PARTNERS. **O Dilema do Operador**. Disponível em: <https://mercuriopartners.com.br/o-dilema-do-operador/>. Acesso em: 26 set. 2023.

MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA (Brasil). **Tarifa de Energia Elétrica**. Disponível em: <https://antigo.mme.gov.br/web/guest/servicos/ouvidoria/perguntas-frequentes/tarifa-de-energia-eletrica>. Acesso em: 02 out. 2023.

MONTGOMERY, Douglas C.; JENNINGS, Cheryl L.; KULAHCI, Murat. **Introduction to Time Series Analysis and Forecasting**. 1. ed. New Jersey: Wiley Series in Probability and Statistics, 2011. 472 p.

MOROMISATO, German David Yagi. **Programação Dinâmica Aplicada ao Cálculo da Energia Firme de Usinas Hidrelétricas**. 2012. 111 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Faculdade de Engenharia, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2012.

MOTA, Débora Nunes. **O Ambiente de Contratação Livre e a Expansão da Oferta de Energia Elétrica: uma proposta conceitual para a financiabilidade, sob a ótica do financiador**. 2015. 175 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Administração de Empresas, Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2015.

NEVES, Carlos Eduardo T.; DORNELES, Gabriela da Costa R.; BELTRÃO, Leandro Modesto P. Análise de séries temporais na projeção de custos de infraestrutura rodoviária: um estudo de caso utilizando custos médios gerenciais. CONGRESSO DE PESQUISA E ENSINO EM TRANSPORTE DA ANPET, 34., 2020.

OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. **Sobre o SIN: O que é o SIN**. Disponível em: <http://www.ons.org.br/paginas/sobre-o-sin/o-que-e-o-sin>. Acesso em: 27 jun. 2023a.

OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. **Sobre o SIN: Sistemas Isolados**. Disponível em: <https://www.ons.org.br/paginas/sobre-o-sin/sistemas-isolados>. Acesso em: 28 jun. 2023b.

OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. **Sobre o SIN: Mapas**. Disponível em: <https://www.ons.org.br/paginas/sobre-o-sin/mapas>. Acesso em: 28 jun. 2023c.

OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. **Sobre o ONS: Governança**. Disponível em: <https://www.ons.org.br/paginas/sobre-o-ons/governanca/assembleia-geral>. Acesso em: 25 set. 2023d.

OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. **Energia no Futuro: Transmissão**. Disponível em: <https://www.ons.org.br/paginas/energia-no-futuro/transmissao/instalacoes>. Acesso em: 27 set. 2023e.

PARMEZAN, Antonio Rafael Sabino. **Predição de séries temporais por similaridade**. 2016. 219 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação



em Ciência de Computação e Matemática Computacional, Instituto de Ciência Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2016.

PELLEGRINI, Fernando Rezende. **Metodologia para implementação de sistemas de previsão de demanda**. 2020. 130 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2020.

RAUBER, Thomas Walter. **Redes Neurais Artificiais**. 2005. Universidade Federal do Espírito Santo, Espírito Santo, 2005.

RODRIGUES, Robson. Aneel registra 8,7 mil consumidores em processo de migração para o mercado livre de energia. **Valor Econômico**, São Paulo, 05 out. 2023. Empresas. Disponível em: <https://valor.globo.com/empresas/noticia/2023/10/05/aneel-registra-10-mil-consumidores-em-processo-de-migracao-para-o-mercado-livre-de-energia.ghtml>. Acesso em: 29 out. 2023.

SILVA, Edna Lúcia de; MENEZES, Estera M. **Metodologia da pesquisa e elaboração de dissertação**. 4. ed. Florianópolis: UFSC, 2005. 138 p.

SILVA, Helder José Farias da; LUCIO, Paulo Sérgio; BROW, Irving Foster. Análise mensal, sazonal e interanual da Evapotranspiração potencial para o leste do estado do Acre, Brasil. **Ciência e Natura**, v. 38, n.1, p. 326 – 340, 2016.

SIMABUKULO, Lucas Antonio Nizuma; CORREA, Luiz Filipe da Silva; SANTOS, Manoel Messias Oliveira dos; MARTINS, Mariana. **Energia, Industrialização e Modernidade – História Social**. Fundação Energia e Saneamento, 2006. Disponível em: <https://eletromemoria.fflch.usp.br/content/energia-industrializacao-e-modernidade-historia-social-lucas-antonio-nizuma-simabukulo-luiz>. Acesso em: 29 jun. 2023.

STOCK, James H.; WATSON, Mark W. **Introduction to Econometrics**. 4. ed. Pearson, 2019. 797 p.

TAFNER, Malcon Anderson. As Redes Neurais Artificiais: Aprendizado e Plasticidade. **Cérebro & Mente**, n. 5, 1998. Disponível em: <https://www.cerebromente.org.br/n05/tecnologia/plasticidade2.html>. Acesso em: 15 out. 2023.

TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO. **Avaliação das políticas públicas de inserção de fontes renováveis na matriz elétrica brasileira: Relatório de Auditoria**. TCU, 2019. Disponível em: <https://portal.tcu.gov.br/lumis/portal/file/fileDownload.jsp?fileId=8A81881E6D40E4CB016D5F586E022F46>. Acesso em: 29 jun. 2023.

TYR ENERGIA. **O que você precisa saber sobre o Mercado Livre de Energia**. 2023. Disponível em: <https://tyrenergia.com.br/mercado-livre-de-energia/#:~:text=Mais%20de%20R%24271%20bilh%C3%B5es,m%C3%AAs%20de%20julho%20de%202022>. Acesso em: 29 out. 2023.

WITZLER ENERGIA. **Como funciona a comercialização de energia no Brasil.** 2020. Disponível em: <https://witzler.com.br/2020/07/14/como-funciona-comercializacao-energia-eletrica-brasil/>. Acesso em: 01 out. 2023.

ZANCOPÉ, Alessandra. **Cenários no Mercado de Energia Elétrica.** 2020. 21 slides. Disponível em: [https://abraceel.com.br/wp-content/uploads/post/2020/05/UNICA-Webinar-Brasil-Comercializadora\\_27-05-2020.pdf](https://abraceel.com.br/wp-content/uploads/post/2020/05/UNICA-Webinar-Brasil-Comercializadora_27-05-2020.pdf). Acesso em: 25 set. 2023.